

Universidad Nacional de Rosario  
Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura



Tesis Doctoral

**Teledetección espacio-temporal de  
contaminantes atmosféricos en la región  
Noreste y Centro de la República Argentina:  
implicancias en la Calidad del Aire**

Ing. María Fernanda Valle Seijo

Director: Dra. Lidia Ana Otero

Co-Director: Dr. Rubén Darío Piacentini

Miembros del Jurado: Dr. Salvador Enrique Puliafito

Dra. Sandra Torrusio

Dr. Rodrigo Jimenez Pizarro

*Tesis presentada en la Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura, en  
cumplimiento parcial de los requisitos para optar al título de*

**Doctora en Ingeniería**

Diciembre de 2025

Certifico que el trabajo incluido en esta tesis es el resultado de tareas de investigación originales y que no ha sido presentado para optar a un título de postgrado en ninguna otra Universidad o Institución.

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'F. Valle'.

*Ing. María Fernanda Valle Seijo*

*DNI: 39948968*

---

## AGRADECIMIENTOS

A Martín, mi compañero de vida, que estuvo a mi lado desde que este doctorado no era más que un sueño por cumplir. Su apoyo y su escucha transformaron el trabajo cotidiano en algo más hermoso que el propio resultado final. A mis papás, quienes sembraron en mí, desde que era muy chica, la curiosidad, el cuestionamiento frente a lo establecido y, sobre todo, el amor por la ciencia. Fueron y siempre serán el primer escalón de mi carrera profesional. A Federico, Facundo y Francisco, los mejores hermanos y mis cómplices en esta vida. Aunque tomaron caminos muy distintos al mío, nunca dejaron de acompañarme, de alentarme y de celebrar conmigo cada logro.

A Lidia, que desde el primer día confió en mí con una generosidad inmensa y se convirtió en mi referente profesional. Quien supo causarme en el logro de los resultados, escucharme en momentos difíciles y motivarme en cada pequeño gran proyecto que nos fue surgiendo a lo largo de esta tesis. A Rubén, por su gran dedicación, por su mirada atenta en cada detalle, y por regalarme los debates científicos más desafiantes y enriquecedores de estos años. Con ambos voy a estar eternamente agradecida por la transformación personal y profesional que inculcaron en mí.

A mis compañeros de la oficina 120, que hicieron del disfrute una costumbre y transformaron los momentos difíciles en risas compartidas. A mis amigas y amigos, que, aunque aseguran no entender de qué hablo cuando intento explicarles esta tesis, nunca dejaron de acompañarme con cariño y entusiasmo, justo cuando más lo necesitaba.

Por último, al Instituto de Física de Rosario, que se convirtió en mi casa durante estos últimos cinco años. A la Universidad Nacional de Rosario, la Escuela de Posgrado y Educación Continua, y la Comisión de Doctorado en Ingeniería, por seguir cada paso de mi doctorado. Finalmente, al CONICET, por la beca doctoral que me permitió dedicar estos años a un trabajo de investigación que me llena de orgullo y que marca profundamente quién soy y quién quiero ser.

*“Insight into universal nature provides an intellectual delight and sense of freedom that no blows of fate and no evil can destroy.”*

*Alexander von Humboldt*

---

## RESUMEN

Los aerosoles generados por incendios constituyen una de las principales fuentes de contaminación atmosférica, afectando significativamente la salud. En Sudamérica, en los últimos años se ha registrado un incremento de incendios, dejando en evidencia la necesidad de evaluar su efecto en la calidad de aire regional. La teledetección es una herramienta ampliamente utilizada para la evaluación espacio-temporal de contaminantes atmosféricos, especialmente en regiones extensas donde las mediciones in-situ resultan costosas y difíciles de mantener a largo plazo. El objetivo de este trabajo consiste en la caracterización de aerosoles en el centro-noreste de Argentina aplicando técnicas de teledetección complementarias y analizando la fiabilidad de las observaciones satelitales mediante comparación con datos en superficie. Para el análisis de incendios se emplearon datos previstos por el Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS-NASA). El espesor óptico de aerosoles (AOD) se obtuvo mediante el algoritmo Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) aplicado a los datos del Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS/NASA) y a los datos de Earth Polychromatic Imaging Camera (EPIC/NASA). Estas observaciones de AOD se validaron mediante fotómetros solares de la red Aerosol Robotic Network (AERONET) en Buenos Aires y Montevideo. Para la distribución vertical de aerosoles se incorporaron datos del Cloud-Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization (CALIOP/NASA).

Se destaca un incremento de incendios del 113% en 2020 respecto al promedio del período (2012-2022), siendo el invierno la estación más afectada. En este año los valores medianos de AOD se situaron cercanos a 0.159, alcanzando 0.205 en primavera. Los datos satelitales y los fotómetros solares mostraron una fuerte correlación durante períodos de incendios ( $R > 0.75$ ). El análisis intradiario destacó máximos de AOD entre el mediodía y primeras horas de la tarde. La distribución vertical de aerosoles mostró concentraciones entre 0 y 3 km, e identificó al humo como el tipo de aerosol predominante. Este estudio logró caracterizar en detalle los aerosoles en la región centro-noreste de Argentina, aportando información clave para el desarrollo de políticas de monitoreo y regulación de la calidad del aire.

**Palabras clave:** *Calidad del Aire, Incendios, Propiedades de Aerosoles, Teledetección.*

---

## ABSTRACT

The aerosols generated by fires constitute one of the main sources of atmospheric pollution, significantly affecting human health. In South America, an increase in fires has been recorded in recent years, highlighting the need to assess their impact on regional air quality. Remote sensing is a widely used tool for the spatiotemporal evaluation of atmospheric pollutants, especially in large regions where in-situ measurements are costly and difficult to sustain over long periods.

The objective of this study is to characterize aerosols in the north-central region of Argentina by applying complementary remote sensing techniques and analyzing the reliability of satellite observations through comparison with surface data. For fire analysis, data from the Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS–NASA) were used. Aerosol Optical Depth (AOD) was obtained using the Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) algorithm applied to data from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS–NASA) and the Earth Polychromatic Imaging Camera (EPIC–NASA). These AOD observations were validated using sun photometers from the Aerosol Robotic Network (AERONET) in Buenos Aires and Montevideo. For the vertical distribution of aerosols, data from the Cloud–Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization (CALIOP–NASA) were incorporated.

A 113% increase in fires in 2020 was observed relative to the average for the 2012–2022 period, with winter being the most affected season. In that year, median AOD values were close to 0.159, reaching 0.205 in spring. Satellite data and sun photometers showed a strong correlation during fire periods ( $R > 0.75$ ). The intraday analysis revealed maximum AOD values between midday and early afternoon. The vertical distribution of aerosols showed concentrations between 0 and 3 km and identified smoke as the predominant aerosol type. This study successfully characterized aerosols in detail in the north-central region of Argentina, providing key information for the development of air quality monitoring and regulatory policies.

**Keywords:** *Air Quality, Wildfires, Aerosol Properties, Remote Sensing.*

---

## ÍNDICE

<b>Capítulo 1. Introducción</b> .....	<b>14</b>
1.1. <i>Motivación</i> .....	15
1.2. <i>Hipótesis</i> .....	19
1.3. <i>Objetivos</i> .....	19
1.3.1. <i>Objetivo general</i> .....	19
1.3.2. <i>Objetivos específicos</i> .....	19
1.4. <i>Estructura de la tesis</i> .....	20
1.5. <i>Publicaciones con referato</i> .....	21
1.6. <i>Referencias del capítulo</i> .....	22
<b>Capítulo 2. Marco teórico y Estado del Arte</b> .....	<b>26</b>
2.1. <i>Contaminación atmosférica</i> .....	27
2.1.1. <i>Especies contaminantes</i> .....	27
2.1.2. <i>Contaminantes secundarios y efectos atmosféricos asociados</i> .....	28
2.1.3. <i>Fuentes de emisión de contaminantes atmosféricos</i> .....	29
2.1.4. <i>Transporte, transformación y permanencia de los contaminantes atmosféricos</i> .....	32
2.2. <i>Incendios</i> .....	33
2.2.1. <i>Régimen del fuego</i> .....	33
2.2.2. <i>Factores determinantes en la ocurrencia de incendios</i> .....	34
2.2.3. <i>Estacionalidad en la región noreste de argentina y sus alrededores</i> .....	36
2.3. <i>Teledetección como fuente de datos</i> .....	37
2.3.1. <i>Detección de incendios</i> .....	39
2.3.2. <i>Caracterización de aerosoles atmosféricos</i> .....	43
2.3.3. <i>Validación de datos satelitales</i> .....	57
2.4. <i>Estado del arte</i> .....	59
2.4.1. <i>Estudios previos de caracterización de incendios en la región</i> .....	59
2.4.2. <i>Estudios previos de caracterización de calidad de aire en la región</i> .....	60

---

2.4.3. Validación de observaciones satelitales en la región.....	62
2.5. <i>Referencias del capítulo</i> .....	65
<b>Capítulo 3. Metodología y Procesamiento</b> .....	<b>82</b>
3.1. <i>Caracterización espacio-temporal</i> .....	83
3.1.1. Área de estudio: región centro y noreste de argentina .....	83
3.1.2. Período de estudio: consideraciones temporales.....	84
3.1.3. Tipo de cobertura vegetal .....	86
3.1.4. Demografía y exposición poblacional.....	87
3.1.5. Consideraciones climatológicas .....	88
3.2. <i>Caracterización de incendios mediante observaciones satelitales</i> .....	91
3.3. <i>Caracterización de aod mediante observaciones satelitales</i> .....	94
3.3.1. AOD mediante instrumento MODIS y satélites AQUA/TERRA.....	94
3.3.2. AOD mediante instrumento EPIC y satélite DSCOVR.....	97
3.4. <i>Caracterización de altitud de aerosoles atmosféricos</i> .....	100
3.4.1. Determinación de la altura de inyección del humo a partir de MAIAC/MODIS .....	101
3.4.2. Determinación de la altura de capa de aerosoles mediante EPIC/DSCOVR.....	102
3.4.3. Caracterización de altitud y tipo de aerosoles con CALIPSO .....	104
3.5. <i>Validación de resultados satelitales</i> .....	107
3.5.1. Profundidad óptica de los aerosoles obtenida a partir de la red AERONET .....	107
3.5.2. Exponente de ångström obtenido a partir de la red AERONET.....	109
3.6. <i>Referencias del capítulo</i> .....	111
<b>Capítulo 4. Resultados y Discusiones</b> .....	<b>116</b>
4.1. <i>Caracterización espacio-temporal de incendios (VIIRS/SUOMI-NPP)</i> .....	117
4.1.1. Variabilidad anual de píxeles de fuego y poder radiativo de fuego .....	118
4.1.2. Variabilidad estacional de píxeles de fuego y poder radiativo de fuego .....	120
4.1.3. Distribución espacial de incendios.....	124
4.2. <i>Validación de AOD satelital con observaciones de AERONET</i> .....	127

---

4.2.1. Caracterización de AOD por medio de AERONET.....	128
4.2.2. Caracterización de Exponente de Ångström por medio de AERONET .....	131
4.2.3. Correlaciones de AOD entre AERONET y MAIAC (MODIS) .....	136
4.2.4. Correlaciones de AOD entre AERONET y MAIAC (EPIC) .....	143
4.3. <i>Caracterización de AOD con algoritmo MAIAC (MODIS/TERRA-AQUA)</i> .....	146
4.3.1. Distribución espacio-temporal anual de AOD (MAIAC-MODIS).....	147
4.3.2. Distribución espacio-temporal estacional de AOD (MAIAC-MODIS).....	150
4.3.3. Correlaciones mensuales entre incendios y valores de AOD (MAIAC-MODIS) .....	155
4.4. <i>Caracterización de AOD con algoritmo MAIAC (DSCOV/EPIC)</i> .....	158
4.4.1. Distribución espacio-temporal estacional de AOD (MAIAC-EPIC).....	159
4.4.2. Distribución espacio-temporal horaria de AOD (MAIAC-EPIC) .....	161
4.4.3. Correlación entre AOD obtenido de MAIAC-MODIS y MAIAC-EPIC.....	163
4.5. <i>Determinación de la altitud de aerosoles y tipo de aerosoles</i> .....	168
4.5.1. Variación espacio temporal de altura de inyección de humo (MAIAC-MODIS).....	169
4.5.2. Variación espacio temporal de altura de capa de aerosoles (MAIAC-EPIC).....	172
4.5.3. Caracterización de altura y tipo de aerosoles con observaciones lidar (CALIPSO).....	175
4.6. <i>Referencias del capítulo</i> .....	182
<b>Capítulo 5. Conclusiones y Perspectivas futuras</b> .....	<b>187</b>
5.1. <i>Resumen y alcance del trabajo</i> .....	188
5.2. <i>Conclusiones</i> .....	189
5.3. <i>Implicancias en la calidad del aire</i> .....	193
5.4. <i>Propuesta de sistema de alerta y gestión preventiva</i> .....	193
5.5. <i>Perspectivas a futuro</i> .....	195
<b>Capítulo 6. Anexo</b> .....	<b>197</b>
6.1. <i>Estudio de casos: evidencia de contaminación atmosférica por incendios transportada hacia Buenos Aires</i> .....	198

---

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 Comparación de diferentes tipos de tamaño de PM. <i>Nota.</i> Adaptado de <i>Size comparisons for PM particles</i> , US EPA, 2025, US EPA ( <a href="https://www.epa.gov/pm-pollution/particulate-matter-pm-basics">https://www.epa.gov/pm-pollution/particulate-matter-pm-basics</a> ). Obra de Dominio Público.....	15
Figura 1.2 Propiedades de aerosoles derivadas de los distintos sensores entre 1979 y 2020. Entre las propiedades se detalla el espesor óptico de aerosoles (AOD), el índice de absorción de aerosoles (AAI), y de radiación ultravioleta (UVAI) <i>Nota.</i> Adaptado de “Satellite remote sensing of atmospheric particulate matter mass concentration: Advances, challenges, and perspectives” (p. 245), por Y. Zhang et al., 2021, <i>Fundamental Research</i> , 1 (3).....	17
Figura 2.1 Espectro electromagnético en longitud de onda (abajo) y frecuencia (arriba). <i>Nota.</i> Tomado de “ <i>Fundamentos físicos de la teledetección óptica</i> ” de Nemiña, et al., 2019, CONAE ©.....	37
Figura 2.2 Descripción de fenómenos físicos asociados a la interacción entre radiancia y objetos.....	38
Figura 2.3 Fuentes de radiación observadas por sensores satelitales. <i>Nota.</i> Adaptado de “ <i>Remote Sensing of Particulate Pollution from Space: Have We Reached the Promised Land?</i> ” (p. 245), por Hoff and Christopher, 2009, <i>Journal of the Air &amp; Waste Management Association</i> , 59 (6), 645–675.....	45
Figura 2.4 Diagrama de flujo utilizado para la determinación de categorías de aerosoles troposféricos y estratosféricos según el producto CAL_LID_L2_VFM_Standard V4.51, a partir de observaciones de CALIOP/CALIPSO.....	54
Figura 3.1 Mapa del área de estudio, que comprende la región centro-noreste de Argentina, parte de Paraguay y Brasil, y la totalidad del territorio de Uruguay. Los rombos azules indican las capitales, las áreas verde claras representan Áreas Naturales Protegidas, las líneas negras delimitan las fronteras provinciales y departamentales de cada país, mientras que las líneas rojas señalan los límites internacionales. Fuente del mapa: Google Satellite.....	84
Figura 3.2 Cobertura vegetal del área de estudio período 2015-2019 (Fuente: producto CGLS-LC100 del CGLS/ESA). Las líneas negras presentes en el mapa señalan los límites internacionales. El gráfico de torta representa los porcentajes de tipo de cobertura vegetal para el área de estudio...	86
Figura 3.3 Mapa de distribución de la densidad poblacional en el área de estudio. Fuente: WorldPop. Las líneas negras delimitan fronteras internacionales.....	87

---

Figura 3.4 Valores medios anuales, de invierno y de verano de la temperatura y la precipitación en la región de estudio. Fuente de datos: IMERG (precipitación) y MERRA-2 (temperatura). .....	89
Figura 3.5 (a) Valores de precipitación acumulada estacional (barras de colores) y media anual de precipitación (línea discontinua negra) desde 2018 hasta 2022. (b) Valores de temperatura acumulada estacional (barras de colores) y media anual de temperatura (línea discontinua negra) desde 2018 hasta 2022. (c) Líneas de contorno de los valores de precipitación para el verano de 2020 en la región de estudio. (d) Líneas de contorno de los valores de temperatura para el verano de 2020 en la región de estudio. Fuente de datos: IMERG (precipitación) y MERRA-2 (temperatura). .....	91
Figura 3.6 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto MCD19A2 v.061 (MAIAC), derivado de MODIS/AQUA-TERRA, para la variable AOD.....	96
Figura 3.7 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto DSCOVER EPIC L2 MAIAC 02, derivado de EPIC/DSCOVER, para la variable AOD. ....	100
Figura 3.8 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto MCD19A2 v.061 (MAIAC), derivado de MODIS/AQUA-TERRA, para la variable inyección de humo.....	102
Figura 3.9 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto DSCOVER EPIC L2 MAIAC 02, derivado de EPIC/DSCOVER, para la variable ALH. ....	103
Figura 3.10 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto DSCOVER EPIC L2 MAIAC 02, CAL_LID_L2_VFM_Standard V4.51, a partir de observaciones de CALIOP/CALIPSO. ....	106
Figura 3.11 Criterios metodológicos para la comparación de AOD satelital (MODIS-MAIAC) con observaciones terrestres (red AERONET – CEILAP y Montevideo). Mapa base: Google maps...	108
Figura 3.12 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital de los archivos obtenidos a partir de productos satelitales y de variables derivadas de mediciones in situ (AERONET: AOD y AE).....	110
Figura 4.1 Flujograma del análisis temporal y espacial de incendios. ....	117
Figura 4.2 Recuento anual de píxeles de fuego detectados entre 2013 y 2022. El promedio de detecciones de píxeles de fuego (descartando 2020) se representa en línea punteada azul. Fuente	

---

de datos: Fire Information for Resource Management System (FIRMS)/NASA. Producto: VNP14IMG.  
..... 118

Figura 4.3 Valor medio del Poder Radiativo del Fuego (FRP) entre 2013 y 2022. Las barras verticales indican la desviación estándar para cada año. La línea de tendencia (en rojo punteado) muestra la evolución del FRP a lo largo del período analizado. Fuente de datos: FIRMS/NASA. Producto: VNP14IMG..... 119

Figura 4.4 Distribución estacional del recuento de píxeles de fuego entre 2013 y 2022. Cada gráfico representa una estación del año: verano (arriba a la izquierda), otoño (arriba a la derecha), invierno (abajo a la izquierda) y primavera (abajo a la derecha). Fuente de datos: FIRMS/NASA. Producto: VNP14IMG..... 121

Figura 4.5 Distribución estacional del valor medio de FRP entre 2013 y 2022. Cada gráfico representa una estación del año: verano (arriba a la izquierda), otoño (arriba a la derecha), invierno (abajo a la izquierda) y primavera (abajo a la derecha). Las barras verticales indican la desviación estándar. Las líneas de tendencia se representan en rojo punteado. Fuente de datos: FIRMS/NASA. Producto: VNP14IMG. .... 122

Figura 4.6 Mapas de densidad de píxeles de fuego para todas las estaciones del período de diez años en el área de estudio. Fuente de datos: FIRMS/NASA. Producto: VNP14IMG. .... 125

Figura 4.7 Flujograma de validación y análisis temporal de AOD mediante AERONET. .... 127

Figura 4.8 Distribución anual del AOD a 440 nm entre los fotómetros solares de la red AERONET (CEILAP y MONTEVIDEO) para el período 2018–2022. .... 128

Figura 4.9 Distribución estacional de AOD entre los fotómetros solares de la red AERONET (CEILAP y MONTEVIDEO) para el período 2018–2022. .... 130

Figura 4.10 Gráficos de dispersión que muestran la relación entre el AOD a 440 nm y el Exponente de Ångström (AE) 440–675 nm para las estaciones AERONET en (a) Buenos Aires (CEILAP) y (b) Montevideo. Los datos están resaltados para invierno de 2020 (rojo oscuro) y primavera de 2020 (verde oscuro). Otras estaciones del año están resaltadas para el período 2018–2022 en Buenos Aires y 2021–2022 en Montevideo. Los puntos en gris corresponden a datos de otras estaciones del año. Nota: El registro de datos para Montevideo (2020–2022) es más corto que el de Buenos Aires (2018–2022)..... 132

Figura 4.11 Imágenes satelitales del sensor VIIRS a bordo del satélite Suomi-NPP, junto con las detecciones de focos de incendio (puntos rojos) para (a) 5 de agosto de 2020 y (b) 30 de septiembre de 2020. Se incluyen valores de AOD a 440 nm (línea azul) y exponente de Ångström AE 440–675

---

nm (línea roja punteada) obtenidos a partir de las estaciones AERONET de Montevideo y Buenos Aires–CEILAP, respectivamente. .... 134

Figura 4.12 Diagramas de dispersión del AOD 470 nm de MAIAC/MODIS comparado con el AOD 440 nm de AERONET en dos sitios: Buenos Aires-CEILAP (fila superior) y Montevideo (fila inferior). Las estadísticas incluyen el número de datos (N), coeficiente de correlación (R), error cuadrático medio (RMSE), sesgo (*bias*) y el porcentaje de puntos dentro del error esperado (EE). La línea continua negra representa la relación 1:1 y el área gris sombreada representa el error esperado de MAIAC. .... 139

Figura 4.13 Diagramas de dispersión anuales del AOD 470 nm de MAIAC/MODIS comparado con el AOD 440 nm de AERONET para los años 2020, 2021 y 2022. MAIAC/MODIS incluye observaciones satelitales de Aqua y Terra. Los datos de AERONET se presentan para dos sitios: Buenos Aires-CEILAP (columna izquierda) y Montevideo (columna derecha). Cada panel incluye el número de datos (N), el coeficiente de correlación (R), el error cuadrático medio (RMSE), el sesgo (*bias*) y el porcentaje de puntos dentro del error esperado (EE). La línea negra representa la relación 1:1 y el área gris sombreada representa el error esperado de MAIAC. .... 142

Figura 4.14 Comparación entre AOD satelital (EPIC/MAIAC) y AERONET durante el invierno y primavera del 2020–2021. Los datos de AERONET se presentan para (A) Buenos Aires-CEILAP y (B) Montevideo. .... 144

Figura 4.15 Flujograma del análisis temporal y espacial de AOD (MAIAC-MODIS). .... 146

Figura 4.16 Distribución espacial de AOD basada en datos de MAIAC/MODIS. (a) Promedio anual de AOD (470 nm) (b) Desviación estándar anual de AOD (470 nm). Las escalas de colores indican los niveles de AOD, donde el azul representa valores bajos (cerca de 0.0) y el rojo representa valores altos (iguales o superiores a 0.5). .... 149

Figura 4.17 Distribución espacial de AOD basada en datos de MAIAC/MODIS. (a) Promedio estacional de AOD (470 nm) (b) Desviación estándar estacional de AOD (470 nm). Las escalas de colores indican los niveles de AOD, donde el azul representa valores bajos (cerca de 0.0) y el rojo representa valores altos (iguales o superiores a 0.5). .... 153

Figura 4.18 Serie temporal del número de píxeles de fuego y el AOD promedio (470 nm) mensual desde 2018 hasta 2022 considerando la región de estudio. .... 156

Figura 4.19 Serie temporal del valor medio de FRP (MW) y el AOD promedio (470 nm) mensual desde 2018 hasta 2022 considerando la región de estudio. .... 157

Figura 4.20 Flujograma del análisis temporal y espacial de AOD (MAIAC-EPIC). .... 158

---

Figura 4.21 Distribución espacial de AOD basada en datos de EPIC/DSCOVR. (a) Promedio estacional de AOD (443 nm) (b) Desviación estándar estacional de AOD (443 nm). Las escalas de colores indican los niveles de AOD, donde el azul representa valores bajos (cerca de 0.0) y el rojo representa valores altos (iguales o superiores a 0.5).....	160
Figura 4.22 Diagrama de caja de valores intradiarios de AOD a 443 nm durante (a) el invierno y la primavera 2020 y, (b) el invierno y la primavera 2021. Los puntos individuales indican valores atípicos. El gráfico de barras en (c) indica el número de observaciones detectadas para cada año. Fuente de datos: MAIAC (EPIC-DSCOVR).....	161
Figura 4.23 Evolución diaria del AOD medio a partir de MAIAC/EPIC y MAIAC/MODIS sobre el sureste de América del Sur (junio–noviembre, 2020–2021).....	165
Figura 4.24 Comparación entre productos de AOD obtenidos a partir de MAIAC/MODIS (470 nm) y MAIAC/EPIC (443 nm) (A) Correlación entre valores medios diarios de AOD, considerando únicamente días con una cobertura de datos válidos superior al 60% (B) Correlación restringida a días con cobertura mayor al 60% y además coincidencia horaria entre las observaciones de DSCOVR (EPIC) y TERRA y AQUA (MODIS). ....	167
Figura 4.25 Flujo de análisis espacio-temporal de altura y tipo de aerosoles mediante MODIS, EPIC y CALIPSO.....	168
Figura 4.26 Distribución espacial de altura media de inyección de humo en metros basada en datos de MAIAC-MODIS para invierno y primavera (a) 2020 y (b) 2021. La altitud media se encuentra representada mediante una escala de colores que va desde el azul oscuro (0 m) hasta el rojo (3000 m).....	170
Figura 4.27 Evolución diaria del IH media (en metros sobre el nivel del suelo) detectada para toda el área de estudio con datos de MAIAC/MODIS.....	171
Figura 4.28 Distribución espacial de altura media de capa de aerosoles (en km) basada en datos de MAIAC-EPIC para invierno y primavera (a) 2020 y (b) 2021. La altitud media se encuentra representada mediante una escala de colores que va desde el azul oscuro (0 km) hasta el rojo (5 km).....	173
Figura 4.29 Distribución horaria de la altura media de la capa de aerosoles durante invierno y primavera de 2020 y 2021 para la región de estudio. ....	175
Figura 4.30 Distribución de pasadas del satélite CALIPSO durante invierno y primavera de 2020 y 2021 para la región de estudio. ....	176

---

Figura 4.31 Recuento de aerosoles identificados por el satélite CALIPSO durante invierno y primavera de 2020 y 2021.....	177
Figura 4.32 Distribución vertical de aerosoles detectados por CALIPSO durante invierno y primavera de 2020 y 2021 para A) el Norte de la región de estudio y B) el Sur de la región de estudio. ....	179
Figura 5.1 Resumen de caracterización y análisis de incendios y contaminantes atmosféricos... 188	
Figura 6.1 Imágenes satelitales del sensor VIIRS a bordo del satélite Suomi-NPP, junto con las detecciones de focos de incendio (puntos rojos) para (a) el 3 de agosto de 2020 y (b) el 4 de agosto de 2020. Demarcado en violeta se destaca la ciudad de Buenos Aires (Bs. As.).....	198
Figura 6.2 Retrotrayectorias de HYSPLIT arribando a la ciudad de Buenos Aires para (a) el 3 de agosto de 2020 y (b) el 4 de agosto de 2020 .....	199
Figura 6.3 Observaciones horarias de AOD y SDA del instrumento AERONET en la ciudad de Buenos Aires para (a) el 3 de agosto de 2020 y (b) el 4 de agosto de 2020. ....	200
Figura 6.4 (a) Imagen satelital del sensor VIIRS a bordo del satélite Suomi-NPP con detección de focos de incendio (puntos rojos) y demarcación de la ciudad de Buenos Aires (círculo violeta) para el 20 de enero de 2022, y (b) retrotrayectorias de masas de aire calculadas mediante el modelo HYSPLIT para el 21 de enero de 2022. ....	201
Figura 6.5 Observaciones horarias de (a) AOD, (b) AE y (c) SDA del instrumento AERONET en la ciudad de Buenos Aires para el 21 de enero de 2022. ....	202

# Capítulo 1

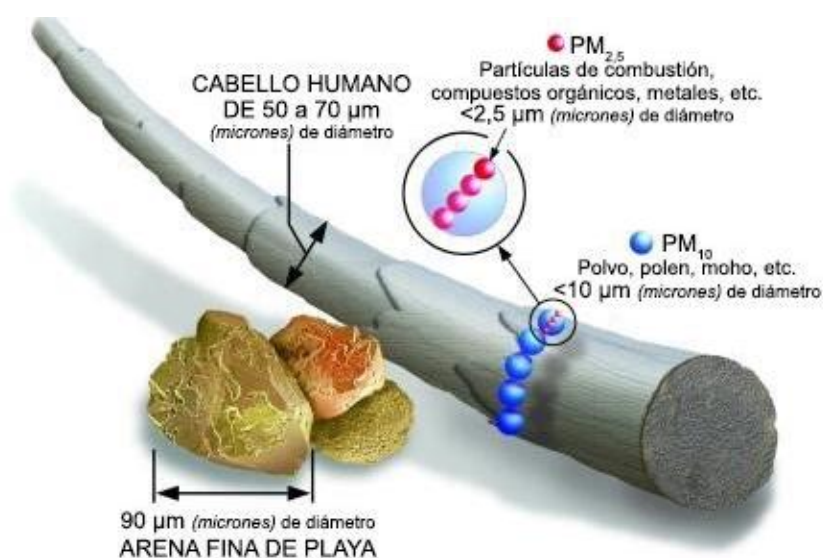
---

*Introducción*

## 1.1. MOTIVACIÓN

La contaminación atmosférica es responsable de aproximadamente 5.2 millones de muertes anuales (Huang et al., 2024). El material particulado (PM) hace referencia a partículas sólidas o líquidas suspendidas en el aire, que se caracterizan típicamente por su diámetro aerodinámico y su concentración en masa. Actualmente, este contaminante no transmisible, se considera el principal factor de riesgo global para el desarrollo de enfermedades (Brauer et al., 2024). Especialmente el material particulado fino (PM<sub>2.5</sub>, con diámetro aerodinámico menor a 2.5  $\mu\text{m}$ , ver Figura 1.1), tiene la capacidad de penetrar en los pulmones y el torrente sanguíneo, contribuyendo al desarrollo de enfermedades cardiovasculares, cerebrovasculares y respiratorias (Maas et al., 2016). Por este motivo, en 2021, la Organización Mundial de la Salud (OMS) publicó directrices actualizadas para las concentraciones medias anuales de contaminación del aire por PM<sub>2.5</sub> reduciendo el límite recomendado previamente en un 50%, de 10  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  a 5  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  (OMS, 2021).

El PM<sub>2.5</sub> puede provenir de múltiples fuentes naturales y antropogénicas, lo que dificulta la tarea de diferenciar y atribuir su origen. Entre las fuentes naturales, suele estudiarse en incendios (Langmann et al., 2009), tormentas de polvo (Krasnov et al., 2014) y erupciones volcánicas (Robock, 2000). En fuentes antropogénicas, suele atribuirse a vehículos automotores, centrales termoeléctricas e instalaciones industriales (Huang et al., 2014).



**Figura 1.1 Comparación de diferentes tipos de tamaño de PM.** Nota. Adaptado de *Size comparisons for PM particles*, US EPA, 2025, US EPA (<https://www.epa.gov/pm-pollution/particulate-matter-pm-basics>). Obra de Dominio Público.

Los incendios son fuentes significativas de  $PM_{2.5}$  debido a las grandes cantidades de partículas liberadas durante el proceso de combustión (Roberts & Wooster, 2021). Si bien el humo está compuesto por una mezcla compleja de gases y partículas, se reporta que la mayor amenaza para la salud deriva del  $PM_{2.5}$ , ya que este representa el 90% del total de partículas emitidas por incendios (Vicente et al., 2013). Debido a esto, numerosos estudios han investigado las consecuencias en la salud de los incendios, resaltando que el  $PM_{2.5}$  liberado por esta fuente puede agravar enfermedades crónicas cardíacas y pulmonares, e incluso se han asociado con muertes prematuras en personas que padecen estas afecciones (Gao et al., 2023; Lei et al., 2024; Rongbin et al., 2020).

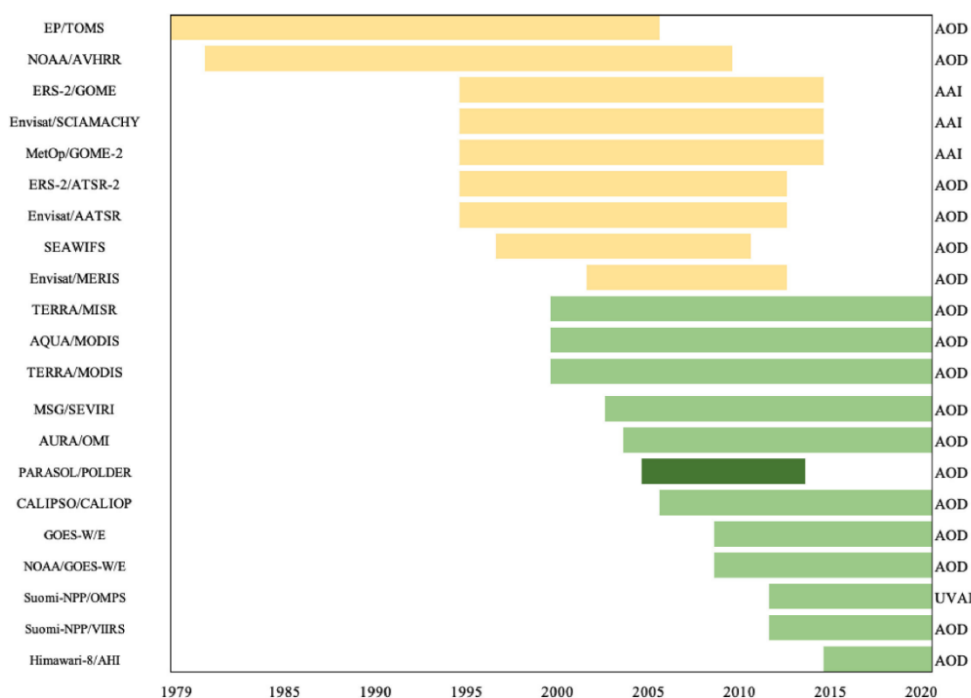
Los efectos de los incendios no solo están asociados a la salud, sino que también pueden generar impactos inmediatos hasta consecuencias a largo plazo sobre los ecosistemas, las comunidades y las economías. El aumento en la frecuencia de los incendios puede provocar reducciones drásticas de áreas boscosas y una pérdida irreversible de biodiversidad (Geraskina et al., 2022). Este aumento de frecuencia en la última década, comenzó a asociarse al cambio climático, estableciendo que el clima futuro será un factor determinante en las tendencias globales de incendios (Pechony & Shindell, 2010).

Entre las metodologías disponibles para el estudio y la caracterización de las variables mencionadas se encuentra la teledetección. Esta técnica permite obtener información sobre un objeto desde la distancia, utilizando instrumentos (sensores) comúnmente ubicados en satélites que captan la energía reflejada o emitida por ese objeto. En los últimos años, la teledetección satelital de incendios ha experimentado avances significativos. Esta evolución se atribuye a la fuerte correlación entre el desarrollo de tecnologías de detección y la mejora en la adquisición de datos de teledetección (Santos et al., 2021). Los satélites modernos están equipados con sensores que proporcionan una mayor resolución espacial, temporal y espectral, lo que permite el desarrollo de nuevos métodos y algoritmos para una detección más detallada de incendios forestales (Li et al., 2022). Por ejemplo, el instrumento MODIS es un sensor que proporciona datos sobre incendios. Este instrumento se encuentra a bordo de los satélites Terra y Aqua de la NASA y cuenta con una resolución de 1 km, mientras que el instrumento VIIRS, que opera en el satélite Suomi National Polar-orbiting Partnership (NPP) y en el Joint Polar Satellite System (JPSS) de NOAA/NASA, ofrece una resolución espacial de 375 m (Giglio et al., 2016; Schroeder et al., 2014)

La teledetección satelital de la calidad del aire tampoco ha quedado rezagada y ha experimentado mejoras significativas en las últimas décadas (Hoff & Christopher, 2009). Actualmente, los datos satelitales ofrecen la oportunidad de mejorar nuestra comprensión de los riesgos para la salud asociados a diversos contaminantes (Holloway et al., 2021).

Aunque el PM<sub>2.5</sub> no puede medirse directamente mediante teledetección, la variable profundidad óptica de aerosoles o espesor óptico de los aerosoles (AOD, por sus siglas en inglés) se emplea habitualmente como un indicador indirecto de su concentración. Esta variable cuantifica la atenuación de la radiación solar debido a la presencia de aerosoles en la atmósfera.

Como puede observarse en la Figura 1.2, la variable AOD se reporta en misiones satelitales desde 1979 hasta la actualidad. En amarillo se destacan las misiones inactivas y en verde las misiones activas a partir de los 2000. Estudios previos han demostrado que AOD puede emplearse como indicador de las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> a nivel del suelo, resultando relevante para comprender la calidad del aire (Christopher & Gupta, 2020; Y. Li et al., 2021).



**Figura 1.2 Propiedades de aerosoles derivadas de los distintos sensores entre 1979 y 2020.**

Entre las propiedades se detalla el espesor óptico de aerosoles (AOD), el índice de absorción de aerosoles (AAI), y de radiación ultravioleta (UVAI) *Nota.* Adaptado de “Satellite remote sensing of atmospheric particulate matter mass concentration: Advances, challenges, and perspectives” (p. 245), por Y. Zhang et al., 2021, *Fundamental Research*, 1 (3).

En comparación con otras regiones del mundo, Sudamérica ha experimentado el mayor incremento relativo de tierras cultivadas: la superficie agrícola se ha duplicado desde principios de la década de 2000 (Potapov et al., 2021). Los nuevos cultivos se concentran en la cuenca del Chaco, que ocupa parte de Paraguay, Argentina, Bolivia y Brasil. Debido a ello, esta región presenta una de las tasas de deforestación más altas del mundo (Baumann et al., 2017). Adicionalmente, un estudio reciente reveló que mientras que las condiciones cálidas, secas y propensas a incendios se presentaban generalmente durante menos de 20 días al año en el período 1971–2000, en las últimas décadas estas condiciones aumentaron hasta alcanzar los 70 días por año en el noreste del Gran Chaco (Feron et al., 2024). En consecuencia, entre 2001 y 2024, esta región perdió 768 mil hectáreas de cobertura arbórea debido a los incendios, destacándose 2020 como el año con la mayor pérdida registrada (Tyukavina et al., 2022).

Como se explicó al inicio, los incendios tienen efectos negativos sobre la calidad del aire. Estudios recientes en Colombia (Bolaño-Díaz et al., 2022), Brasil (Cobelo et al., 2023), Chile (Guerrero et al., 2024) y Bolivia (Mollinedo et al., 2023) han evidenciado la creciente influencia de los incendios en la calidad del aire regional durante la última década. En Argentina, los incendios que afectaron al delta del río Paraná en 2008 evidenciaron consecuencias significativas en la calidad del aire regional (Ipiña et al., 2012). En cuanto a escenarios futuros, un estudio que simuló los regímenes de incendios en la Amazonía hasta 2050 reportó que, bajo un escenario tendencial (*business as usual*), la deforestación podría incrementar la ocurrencia de incendios en un 19% durante las próximas cuatro décadas, mientras que el cambio climático por sí solo provocaría un aumento del 12% (Silvestrini et al., 2011).

Aunque los impactos de los incendios de 2020 sobre la calidad del aire han sido estudiados en las principales ciudades brasileñas (Souto-Oliveira et al., 2023) sus efectos en el sureste de Sudamérica, y en particular en ciudades capitales como Buenos Aires y Montevideo, aún no han sido estudiados en profundidad. En este trabajo se propone caracterizar estos eventos mediante diversas técnicas de teledetección y examinar la correspondencia entre las estimaciones satelitales y las mediciones terrestres, habitualmente utilizadas como referencia. Asimismo, se analizará la distribución vertical de los contaminantes atmosféricos asociados a la quema de biomasa con el objetivo de valorar de forma más precisa la exposición potencial de la población.

## 1.2. HIPOTESIS

- Los incendios en la región centro-noreste de Argentina y áreas circundantes presentan un comportamiento cíclico y estacional, con recurrencia en zonas específicas acentuadas por determinadas condiciones meteorológicas.
- La contaminación atmosférica asociada a incendios exhibe una variabilidad temporal y espacial significativa, que puede ser cuantificada mediante datos previstos por diversos instrumentos satelitales y validada con observaciones de equipamiento in-situ.
- Los aerosoles generados por los incendios tienen una distribución vertical específica que puede ser determinada mediante sensores activos y pasivos.

## 1.3. OBJETIVOS

### 1.3.1. Objetivo General

Evaluar la distribución espacio-temporal de incendios y aerosoles atmosféricos, en la región centro-noreste de Argentina y áreas circundantes, mediante el análisis de datos satelitales y terrestres, con la finalidad de proporcionar una base científica robusta para analizar su influencia en la calidad del aire.

### 1.3.2. Objetivos específicos

- Recopilar datos satelitales de incendios y aerosoles atmosféricos, abarcando el periodo con el fin de realizar un análisis estadístico robusto.
- Identificar patrones estacionales y tendencias temporales en la distribución geográfica de incendios y aerosoles, a fin de comprender su variabilidad y la influencia de eventos extremos en la contaminación atmosférica.
- Evaluar la influencia de fuentes antropogénicas y naturales en la concentración de aerosoles, con el propósito de obtener las contribuciones de las fuentes.
- Comparar los datos y resultados obtenidos por distintos sensores satelitales con mediciones terrestres, con la finalidad de complementar y mejorar las interpretaciones de los mismos.
- Caracterizar la altitud de los aerosoles proveniente de incendios, mediante técnicas pasivas y activas de sensado remoto, a fin de evaluar la exposición potencial de la población.

#### **1.4. ESTRUCTURA DE LA TESIS**

Considerando la motivación, hipótesis y objetivos desarrollados en este Capítulo 1, que sirven como introducción a la temática abordada en la tesis, el Capítulo 2 presenta el marco teórico y conceptual relacionado con las variables estudiadas, así como los instrumentos seleccionados para su medición y caracterización. En este capítulo también se expone el estado del arte, con el fin de identificar de manera precisa el vacío en la literatura que esta investigación procura cubrir.

El Capítulo 3 describe la metodología empleada para alcanzar los resultados esperados. Se detalla un enfoque técnico y descriptivo del procesamiento de imágenes satelitales y, además, se explica la aplicación de métodos estadísticos utilizados para el análisis de los datos obtenidos.

En el Capítulo 4 se presentan y analizan los resultados obtenidos, a fin de responder a los objetivos formulados. Se presenta la caracterización de incendios y aerosoles, así como los resultados provenientes de diferentes satélites, lo que permite distinguir la información en términos espaciales y temporales. Asimismo, se validan estas observaciones satelitales mediante datos obtenidos por equipos en superficie, ubicados en sitios de interés para esta tesis, como la ciudad de Buenos Aires y Montevideo. Finalmente, se caracteriza la altitud más frecuente de los aerosoles generados por incendios, utilizando técnicas de detección activa y pasiva.

El Capítulo 5 presenta las conclusiones derivadas de los resultados obtenidos, así como las principales limitaciones del estudio y las perspectivas para investigaciones futuras. Particularmente, al inicio de cada sección de resultados se presenta un breve flujograma esquemático que pretende, a modo de resumen, refrescar el objetivo y metodología planteada para el logro de los resultados planteados en esa sección.

## 1.5. PUBLICACIONES CON REFERATO

Valle Seijo, M. F., Otero, L. A., Agesta A., Frins, E., Piacentini, R. D. (2026). Assessment of Aerosol Optical Depth Using MAIAC and AERONET data During the 2020 Wildfire Season in Southeastern South America. *Environmental Pollution*. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2026.127940>

Valle Seijo, M. F., Otero, L. A., Piacentini, R. D. Herman, J. R. (2025). Evaluation of MAIAC-Derived Aerosol Optical Depth from MODIS and EPIC Observations During South American Fire Events. 2025 IEEE Latin American GRSS + ISPRS Remote Sensing Conference. <https://doi.org/10.1109/LAGIRS68367.2025.11414757>.

Valle Seijo, M. F., Otero, L. A., & Piacentini, R. D. (2024). Spatio-Temporal Analysis of Fire Events Over the Past 10 Years in the Central-East Region of Argentina and Surrounding Areas. 2024 IEEE Biennial Congress of Argentina (ARGENCON), 1–8. <https://doi.org/10.1109/ARGENCON62399.2024.10735824>

Piacentini, R. D., Valle Seijo, M. F., & Pani, A. (2024). Impact of ENSO events and climate change on soil drying. *Drying Technology*, 42(9), 1395–1396. <https://doi.org/10.1080/07373937.2024.2365120>

## 1.6. REFERENCIAS DEL CAPÍTULO

- Baumann, M., Israel, C., Piquer-Rodríguez, M., Gavier-Pizarro, G., Volante, J. N., & Kuemmerle, T. (2017). Deforestation and cattle expansion in the Paraguayan Chaco 1987–2012. *Regional Environmental Change*, 17(4), 1179–1191. <https://doi.org/10.1007/s10113-017-1109-5>
- Bolaño-Díaz, S., Camargo-Caicedo, Y., Tovar Bernal, F., & Bolaño-Ortiz, T. R. (2022). The Effect of Forest Fire Events on Air Quality: A Case Study of Northern Colombia. *Fire*, 5(6), 191. <https://doi.org/10.3390/fire5060191>
- Brauer, M., Roth, G. A., Aravkin, A. Y., Zheng, P., Abate, K. H., Abate, Y. H., Abbafati, C., Abbasgholizadeh, R., Abbasi, M. A., Abbasian, M., Abbasifard, M., Abbasi-Kangevari, M., Abd ElHafeez, S., Abd-Elsalam, S., Abdi, P., Abdollahi, M., Abdoun, M., Abdulah, D. M., Abdullahi, A., ... Gakidou, E. (2024). Global burden and strength of evidence for 88 risk factors in 204 countries and 811 subnational locations, 1990–2021: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021. *The Lancet*, 403(10440), 2162–2203. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(24\)00933-4](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(24)00933-4)
- Christopher, S., & Gupta, P. (2020). Global Distribution of Column Satellite Aerosol Optical Depth to Surface PM<sub>2.5</sub> Relationships. *Remote Sensing*, 12(12), 1985. <https://doi.org/10.3390/rs12121985>
- Cobelo, I., Castelhana, F. J., Borge, R., Roig, H. L., Adams, M., Amini, H., Koutrakis, P., & Réquia, W. J. (2023). The impact of wildfires on air pollution and health across land use categories in Brazil over a 16-year period. *Environmental Research*, 224, 115522. <https://doi.org/10.1016/J.ENVRES.2023.115522>
- Feron, S., Cordero, R. R., Damiani, A., MacDonell, S., Pizarro, J., Goubanova, K., Valenzuela, R., Wang, C., Rester, L., & Beaulieu, A. (2024). South America is becoming warmer, drier, and more flammable. *Communications Earth & Environment*, 5(1), 501. <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01654-7>
- Gao, Y., Huang, W., Yu, P., Xu, R., Yang, Z., Gasevic, D., Ye, T., Guo, Y., & Li, S. (2023). Long-term impacts of non-occupational wildfire exposure on human health: A systematic review. *Environmental Pollution*, 320, 121041. <https://doi.org/10.1016/J.ENVPOL.2023.121041>
- Geraskina, A. P., Tebenkova, D. N., Ershov, D. V., Ruchinskaya, E. V., Sibirtseva, N. V., & Lukina, N. V. (2022). Wildfires as a factor of loss of biodiversity and forest ecosystem functions. *Forest Science Issues*, 5(1), 1–70. <https://doi.org/10.31509/2658-607x-202251-97>

Giglio, L., Schroeder, W., & Justice, C. O. (2016). The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment*, 178, 31–41. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2016.02.054>

Guerrero, F., Espinoza, L., Vidal, V., Carmona, C., Krecl, P., Targino, A. C., Ruggeri, M. F., & Toledo, M. (2024). Black carbon and particulate matter concentrations amid central Chile's extreme wildfires. *Science of The Total Environment*, 951, 175541. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2024.175541>

Hoff, R. M., & Christopher, S. A. (2009). Remote Sensing of Particulate Pollution from Space: Have We Reached the Promised Land? *Journal of the Air & Waste Management Association*, 59(6), 645–675. <https://doi.org/10.3155/1047-3289.59.6.645>

Holloway, T., Miller, D., Anenberg, S., Diao, M., Duncan, B., Fiore, A. M., Henze, D. K., Hess, J., Kinney, P. L., Liu, Y., Neu, J. L., O'Neill, S. M., Odman, M. T., Pierce, R. B., Russell, A. G., Tong, D., West, J. J., & Zondlo, M. A. (2021). Satellite Monitoring for Air Quality and Health. *Annual Review of Biomedical Data Science*, 4(1), 417–447. <https://doi.org/10.1146/annurev-biodatasci-110920-093120>

Huang, W., Xu, H., Wu, J., Ren, M., Ke, Y., & Qiao, J. (2024). Toward cleaner air and better health: Current state, challenges, and priorities. *Science*, 385(6707), 386–390. <https://doi.org/10.1126/science.adp7832>

Huang, Y., Shen, H., Chen, H., Wang, R., Zhang, Y., Su, S., Chen, Y., Lin, N., Zhuo, S., Zhong, Q., Wang, X., Liu, J., Li, B., Liu, W., & Tao, S. (2014). Quantification of Global Primary Emissions of PM<sub>2.5</sub>, PM<sub>10</sub>, and TSP from Combustion and Industrial Process Sources. *Environmental Science & Technology*, 48(23), 13834–13843. <https://doi.org/10.1021/es503696k>

Ipiña, A., Salum, G. M., Crinó, E., & Piacentini, R. D. (2012). Satellite and ground detection of very dense smoke clouds produced on the islands of the Paraná river delta that affected a large region in Central Argentina. *Advances in Space Research*, 49(5), 966–977. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2011.12.009>

Krasnov, H., Kutra, I., Koutrakis, P., & Friger, M. D. (2014). Contribution of dust storms to PM<sub>10</sub> levels in an urban arid environment. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 64(1), 89–94. <https://doi.org/10.1080/10962247.2013.841599>

Langmann, B., Duncan, B., Textor, C., Trentmann, J., & Van der Werf, G. R. (2009). Vegetation fire emissions and their impact on air pollution and climate. *Atmospheric Environment*, 43(1), 107–116. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.09.047>

Lei, Y., Lei, T.-H., Lu, C., Zhang, X., & Wang, F. (2024). Wildfire Smoke: Health Effects, Mechanisms, and Mitigation. *Environmental Science & Technology*. <https://doi.org/10.1021/acs.est.4c06653>

Li, F., Zhang, X., Kondragunta, S., Lu, X., Csiszar, I., & Schmidt, C. C. (2022). Hourly biomass burning emissions product from blended geostationary and polar-orbiting satellites for air quality forecasting applications. *Remote Sensing of Environment*, 281, 113237. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113237>

Li, Y., Yuan, S., Fan, S., Song, Y., Wang, Z., Yu, Z., Yu, Q., & Liu, Y. (2021). Satellite Remote Sensing for Estimating PM<sub>2.5</sub> and Its Components. *Current Pollution Reports*, 7(1), 72–87. <https://doi.org/10.1007/s40726-020-00170-4>

Maas, R., Grennfelt, peringe, Amann, M., Harnett, B., Kerr, J., Berton, E., Pritula, D., Reiss, I., Almodovar, P., Héroux, M.-E., Fowler, D., Wright, D., de Wit, H., Tørseth, K., Mareckova, K., LeGall, A.-C., Rabago, I., Hettelingh, J.-P., Haeuber, R., & Reis, S. (2016). Towards Cleaner Air. Scientific Assessment Report 2016. [https://unece.org/sites/default/files/2021-06/CLRTAP\\_Scientific\\_Assessment\\_Report\\_en.pdf](https://unece.org/sites/default/files/2021-06/CLRTAP_Scientific_Assessment_Report_en.pdf)

Mollinedo, E. M., Krecl, P., Targino, A. C., & Moreno R., C. I. (2023). From lowland plains to the Altiplano: The impacts of regional transport of wildfire smoke on the air quality of Bolivian cities. *Atmospheric Environment*, 315, 120137. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOSENV.2023.120137>

Organization, W. H. (2021). WHO global air quality guidelines: particulate matter (PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub>), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide. World Health Organization.

Pechony, O., & Shindell, D. T. (2010). Driving forces of global wildfires over the past millennium and the forthcoming century. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(45), 19167–19170. <https://doi.org/10.1073/pnas.1003669107>

Potapov, P., Turubanova, S., Hansen, M. C., Tyukavina, A., Zalles, V., Khan, A., Song, X.-P., Pickens, A., Shen, Q., & Cortez, J. (2021). Global maps of cropland extent and change show accelerated cropland expansion in the twenty-first century. *Nature Food*, 3(1), 19–28. <https://doi.org/10.1038/s43016-021-00429-z>

Roberts, G., & Wooster, M. J. (2021). Global impact of landscape fire emissions on surface level PM<sub>2.5</sub> concentrations, air quality exposure and population mortality. *Atmospheric Environment*, 252, 118210. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2021.118210>

Robock, A. (2000). Volcanic eruptions and climate. *Reviews of Geophysics*, 38(2), 191–219. <https://doi.org/10.1029/1998RG000054>

Rongbin, X., Pei, Shanshan, L., & Yuming, G. (2020). Wildfires, Global Climate Change, and Human Health. *New England Journal of Medicine*, 383(22), 2173–2181. <https://doi.org/10.1056/NEJMSr2028985>

Santos, S. M. B. dos, Bento-Gonçalves, A., & Vieira, A. (2021). Research on Wildfires and Remote Sensing in the Last Three Decades: A Bibliometric Analysis. *Forests*, 12(5), 604. <https://doi.org/10.3390/f12050604>

Schroeder, W., Oliva, P., Giglio, L., & Csiszar, I. A. (2014). The New VIIRS 375 m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment. *Remote Sensing of Environment*, 143, 85–96. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.008>

Silvestrini, R. A., Soares-Filho, B. S., Nepstad, D., Coe, M., Rodrigues, H., & Assunção, R. (2011). Simulating fire regimes in the Amazon in response to climate change and deforestation. *Ecological Applications*, 21(5), 1573–1590. <https://doi.org/10.1890/10-0827.1>

Souto-Oliveira, C. E., Marques, M. T. A., Nogueira, T., Lopes, F. J. S., Medeiros, J. A. G., Medeiros, I. M. M. A., Moreira, G. A., da Silva Dias, P. L., Landulfo, E., & Andrade, M. de F. (2023). Impact of extreme wildfires from the Brazilian Forests and sugarcane burning on the air quality of the biggest megacity on South America. *Science of The Total Environment*, 888, 163439. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.163439>

Tyukavina, A., Potapov, P., Hansen, M. C., Pickens, A. H., Stehman, S. V., Turubanova, S., Parker, D., Zalles, V., Lima, A., Kommareddy, I., Song, X.-P., Wang, L., & Harris, N. (2022). Global Trends of Forest Loss Due to Fire From 2001 to 2019. *Frontiers in Remote Sensing*, 3. <https://doi.org/10.3389/frsen.2022.825190>

Vicente, A., Alves, C., Calvo, A. I., Fernandes, A. P., Nunes, T., Monteiro, C., Almeida, S. M., & Pio, C. (2013). Emission factors and detailed chemical composition of smoke particles from the 2010 wildfire season. *Atmospheric Environment*, 71, 295–303. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOENV.2013.01.062>

# Capítulo 2

---

*Marco teórico y estado del arte*

## 2.1. CONTAMINACIÓN ATMOSFÉRICA

La contaminación atmosférica se refiere a la presencia en el aire de sustancias ajenas o en proporciones anómalas de compuestos habituales, capaces de generar efectos adversos sobre la salud humana, los ecosistemas, los bienes materiales y la calidad de vida en general. Según la American Society for Testing Materials (ASTM), se trata de la *“presencia en la atmósfera de sustancias no deseables en concentraciones, tiempo y circunstancias tales, que puedan afectar significativamente el confort, la salud y bienestar de las personas, o al uso y disfrute de sus propiedades”*. Por su parte, la Association Française de Normalisation (AFNOR) la define como la *“presencia de impurezas en el aire que pueden provocar un efecto notable para la salud, la comodidad o los bienes humanos”*.

Los contaminantes atmosféricos se clasifican en primarios y secundarios según su origen y proceso de formación. Los *contaminantes primarios* son aquellos emitidos directamente desde fuentes puntuales. Entre los más comunes se incluyen el material particulado (PM<sub>10</sub>, PM<sub>2.5</sub>) o aerosoles, óxidos de nitrógeno (NO, NO<sub>2</sub>), óxidos de azufre (SO, SO<sub>2</sub>), monóxido de carbono (CO) y los compuestos orgánicos volátiles (COV's) (Seinfeld & Pandis, 2016). Por otro lado, los *contaminantes secundarios* se forman en la atmósfera mediante reacciones químicas entre los contaminantes primarios y otros componentes atmosféricos. Un ejemplo típico son los aerosoles de sulfatos y nitratos, que se generan a partir de la oxidación del SO<sub>2</sub> y NO<sub>x</sub>, respectivamente (Seinfeld & Pandis, 2016). El proceso de formación de contaminantes secundarios implica una serie de reacciones químicas complejas y depende de condiciones atmosféricas, como la presencia de radiación solar, humedad y temperatura (Finlayson-Pitts & Pitts, 2000).

### 2.1.1. Especies contaminantes

#### 2.1.1.1. Aerosoles y material particulado

Se define como una mezcla de partículas sólidas y gotas líquidas suspendidas en el aire (a excepción de las gotas de agua pura). Suele emitirse directamente a la atmósfera en forma de polvo, partículas del suelo, aerosoles marinos, pólenes y esporas. Otras fuentes primarias también incluyen el humo, los vapores y la neblina. Los términos "material particulado" y "aerosol" suelen ser intercambiables, aunque técnicamente existen diferencias. En condiciones de laboratorio, es posible generar aerosoles *monodispersos*, en los que todas las partículas tienen el mismo tamaño, lo cual es útil para fines experimentales. Sin embargo, en la práctica, lo más común es encontrarse con aerosoles *polidispersos*, es decir, con partículas de distintos tamaños (Tan, 2014).

### 2.1.1.2. Compuestos gaseosos

Los óxidos de Azufre ( $SO_x$ ) se forman por la combustión del azufre presente en el carbón y el petróleo (Gaffney & Marley, 2009). Pueden formar aerosoles con la humedad, aumentando el poder corrosivo de la atmósfera, disminuyendo la visibilidad y provocando la lluvia ácida (Seinfeld & Pandis, 2016). El óxido de azufre que se emite en mayores cantidades es el Dióxido de Azufre ( $SO_2$ ) (Finlayson-Pitts & Pitts, 2000). Los óxidos de nitrógeno ( $NO_x$ ) se forman por una mezcla de gases compuestos de nitrógeno y oxígeno. Los más significativos son el monóxido de nitrógeno (NO) y el dióxido de nitrógeno ( $NO_2$ ), ya que los demás óxidos existen en concentraciones extremadamente bajas, por lo que no poseen un impacto ambiental relevante. Las principales fuentes emisoras incluyen el transporte vehicular y la quema de carbón (Gaffney & Marley, 2009). Los compuestos de carbono más relevantes son el monóxido de carbono (CO) y el dióxido de carbono ( $CO_2$ ). Las principales fuentes de emisión son los hornos, las calderas y los motores de combustión (Gaffney & Marley, 2009). Por su parte, el  $CO_2$  ha aumentado de unas 280 a 420 ppm desde la Revolución Industrial debido a actividades humanas. Su acumulación en la atmósfera lo convierte en un importante gas de efecto invernadero, con efectos directos en el cambio climático (Calvin et al., 2023).

### 2.1.2. Contaminantes secundarios y efectos atmosféricos asociados

Mediante reacciones químicas de  $NO_x$  y COV con la radiación solar, se genera el ozono troposférico, el ácido nítrico ( $HNO_3$ ), el nitrato de peroxiacilo (PAN) dando lugar a la formación de *smog fotoquímico* (Atkinson & Lloyd, 1984; Leone & Seinfeld, 1985). Las condiciones meteorológicas dominadas por sistemas de alta presión, insolación y vientos débiles limitan la dispersión y favorecen este fenómeno. Por su parte, los principales precursores de la *lluvia ácida* son las emisiones de  $SO_2$  y  $NO_x$ . Estas sustancias reaccionan con vapor de agua para formar ácido sulfuroso ( $H_2SO_3$ ), ácido sulfúrico ( $H_2SO_4$ ) y ácido nítrico ( $HNO_3$ ), que se incorporan posteriormente a la precipitación (Likens et al., 1972)

El *efecto invernadero*, por su parte, es un fenómeno natural que permite mantener la temperatura de la Tierra dentro de rangos compatibles con la vida (Darkwah Williams Kweku et al., 2018). Sin embargo, la intensificación de este proceso por acción antrópica ha generado un desequilibrio en el sistema climático global. Entre los principales GEI responsables se encuentran el dióxido de carbono ( $CO_2$ ), el metano ( $CH_4$ ), el óxido nitroso ( $N_2O$ ), el ozono troposférico ( $O_3$ ) y los hidrofluorocarbonos (HFC) (Rodhe, 1990).

### 2.1.3. Fuentes de emisión de contaminantes atmosféricos

#### 2.1.3.1. Fuentes naturales

La *actividad volcánica* genera emisiones de SO<sub>2</sub>, CO<sub>2</sub> y partículas. Libera grandes cantidades de gases en cortos períodos de tiempo, alterando la atmósfera a nivel local e incluso global (Stewart et al., 2022). Los *incendios forestales* liberan cantidades significativas de CO, NO<sub>x</sub>, material particulado y COV's (Urbanski et al., 2008) y constituyen una fuente relevante durante las estaciones cálidas y secas (Harrison et al., 2021).

Las *bacterias* presentes en suelos húmedos o anóxicos pueden liberar N<sub>2</sub>O como subproducto de procesos de nitrificación (J. Zhang et al., 2015), mientras que zonas costeras y marítimas son emisoras de CH<sub>4</sub> (C. Li, 2007). Las *plantas*, por su parte, emiten de forma natural COV's, que pueden participar en la formación de ozono troposférico (Sharkey et al., 2007). Estas emisiones se incrementan notablemente con las altas temperaturas y la radiación solar (Holopainen & Gershenson, 2010).

#### 2.1.3.2. Fuentes antropogénicas

Las actividades humanas representan una de las principales causas de la emisión de contaminantes atmosféricos. Para la *generación de energía*, las centrales termoeléctricas queman carbón para obtener energía térmica en forma de vapor. Así se generan emisiones atmosféricas primarias que incluyen CO<sub>2</sub>, SO<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub>, metales pesados y material particulado (Hannun & Abdul Razzaq, 2022; Tan, 2014). En entornos urbanos, *el transporte terrestre* representa a menudo la fuente dominante de contaminantes atmosféricos por la combustión de combustibles fósiles, normalmente nafta y diesel (Colville et al., 2001). Los vehículos emiten CO, NO<sub>x</sub> y compuestos orgánicos volátiles no metánicos (COVNM).

Por otro lado, los *procesos industriales*, generan emisiones significativas de COVNM y otros contaminantes. Entre los sectores más relevantes se encuentran la industria química y la alimentaria, así como las actividades relacionadas con el almacenamiento, manipulación y procesamiento de productos derivados del petróleo y otros solventes orgánicos (Tan, 2014). Históricamente, la *combustión residencial y comercial* fue la fuente predominante de contaminantes derivados del proceso de combustión incompleta (Ürge-Vorsatz et al., 2015). Esta práctica ha disminuido debido a normativas ambientales más estrictas y la transición hacia energías más limpias, pero en algunos países aún representa una fuente importante, especialmente durante los meses fríos (Mahmoud et al., 2021).

### 2.1.3.3. Inventarios de emisiones en Latinoamérica

Esta tesis se centró en la región centro y este de Argentina, por lo que resulta pertinente incluir una revisión actualizada de los inventarios de emisiones disponibles para esta zona. En 2020, se publicó un estudio comparativo de emisiones para América Latina (Huneus et al., 2020). Este trabajo analizó dos bases de datos globales de emisiones: EDGAR y ECLIPSE, para cinco países sudamericanos (Argentina, Brasil, Chile, Colombia y Perú). Si bien Brasil lideró en emisiones totales debido a su tamaño y población, esta tendencia se revirtió al considerar las emisiones per cápita. En este caso, Chile surgió como el principal emisor per cápita de SO<sub>2</sub>, PM<sub>10</sub>, carbono orgánico y carbono negro, principalmente por actividades en los sectores residenciales y de transportes. Estas diferencias se explicaron por el mayor acceso al transporte privado asociado al desarrollo económico.

En un esfuerzo posterior por mejorar la representatividad espacial y sectorial de los inventarios de emisiones en Sudamérica, el proyecto multidisciplinario *Prediction of Air Pollution in Latin America and the Caribbean (PAPILA)* desarrolló un inventario regional de emisiones antropogénicas basado en el producto CAMS-GLOB-ANT v4.1, adicionando información local de Argentina, Chile y Colombia (Castesana et al., 2022). Esta iniciativa generó mapas regionales de emisiones de CO, NO<sub>x</sub>, NMVOC, NH<sub>3</sub> y SO<sub>2</sub> para el período 2014–2016, con una resolución espacial de 0.1° × 0.1°. Al comparar las emisiones de PAPILA con las de CAMS, se identificaron discrepancias significativas. Por ejemplo, Argentina presentó mayores emisiones de NO<sub>x</sub>, mientras que Chile mostró niveles más altos de CO, NMVOC y SO<sub>2</sub>. Además, al utilizar ambas bases de datos en el WRF-Chem (Modelo de investigación y pronóstico del tiempo y análisis químico desarrollado por NOAA) para simular concentraciones de CO y NO<sub>x</sub> en el área metropolitana de Buenos Aires, se observó que PAPILA presentó un menor sesgo en invierno para concentraciones de NO<sub>x</sub>.

Particularmente para Argentina, se desarrolló el inventario GEAA-AEIV3.0M (Puliafito et al., 2021). El mismo abarcó el período 1995–2020 e integró emisiones gaseosas y particuladas con una resolución espacial de ~2.5 km × 2.5 km y una resolución temporal mensual. A su vez, contempló una amplia gama de fuentes emisoras —como la producción y consumo de energía, emisiones fugitivas de petróleo y gas, transporte terrestre, marítimo y aéreo, actividades agrícolas y ganaderas, uso residencial y comercial, y quema de biomasa y residuos agrícolas— e incluyó contaminantes agrupados por su reactividad atmosférica: gases de efecto invernadero (CO<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, N<sub>2</sub>O), precursores de ozono (CO, NO<sub>x</sub>, NMVOC), gases acidificantes (NH<sub>3</sub>, SO<sub>2</sub>) y material particulado (PM<sub>10</sub>, PM<sub>2.5</sub>, TSP, BC).

Esta tesis se centra en el estudio de la ocurrencia y periodicidad de incendios, por lo cual resulta pertinente analizar las emisiones asociadas a la categoría de quema abierta de biomasa (OBB), tal como se detalla en el inventario GEAA-AEIV3.0M (Puliafito et al., 2021).

En el caso del CO, las emisiones totales de OBB alcanzan 280,108.31 Mg/año. De este total, la mayor contribución corresponde a las zonas rurales (271,743.78 Mg/año), representando aproximadamente el 97% de las emisiones del sector. Las áreas urbanas de muy baja y baja densidad poblacional aportan cantidades considerablemente menores (5,518.57 y 2,295.39 Mg/año, respectivamente), mientras que las contribuciones en zonas urbanas de densidad media son marginales (550.57 Mg/año). No se registran emisiones significativas de CO por OBB en áreas urbanas de alta densidad. Un comportamiento similar se observa para las emisiones NO<sub>x</sub>. El total emitido por OBB asciende a 11,270.58 Mg·a<sup>-1</sup>, de los cuales 10,882.44 Mg/año (alrededor del 96.5%) corresponden a zonas rurales. Las emisiones en áreas urbanas de muy baja y baja densidad son notablemente inferiores (254.92 y 106.81 Mg/año, respectivamente), y resultan prácticamente despreciables en zonas urbanas de densidad media (26.41 Mg/año). Al igual que en el caso del CO, no se observan emisiones relevantes en áreas de alta densidad poblacional.

Evaluando los datos previstos por el *Global Fire Emissions Database (GFED)* versión 5, para el período 2002–2022, la región centro-este de Argentina presenta un comportamiento diferenciado en términos de área quemada anual y emisiones de carbono asociadas a incendios (Van der Werf et al., 2025). El porcentaje anual de área quemada en la región de estudio es del orden del 1 a 5% anual en la región sur y cerca del ~20% anual en la región norte, donde se ubican la mayor ocurrencia de incendios particularmente durante los meses de sequía de invierno y primavera correspondientes al sur global. Por otro lado, las emisiones de carbono por incendios en la región alcanzan valores moderados, con magnitudes típicas del orden de 20 a 100 gC/m<sup>2</sup>, e incluso superiores en sectores puntuales también del norte del área de estudio. Este patrón indica que, pese a la extensión relativamente limitada del área quemada, los incendios afectan coberturas vegetales con cargas de biomasa suficientes para generar emisiones relevantes de carbono, especialmente en ambientes de pastizales densos, bosques y mosaicos agro-naturales.

En este sentido el centro-este de Argentina se caracteriza por un régimen de incendios donde la frecuencia y recurrencia del fuego resultan más relevantes que la extensión espacial total quemada, generando una contribución no despreciable a las emisiones regionales de carbono por quema abierta de biomasa.

## 2.1.4. Transporte, transformación y permanencia de los contaminantes atmosféricos

### 2.1.4.1. Procesos físicos y químicos

La *dispersión* refiere a la dilución de los contaminantes en el aire, principalmente como resultado de la acción del viento o la presencia de edificios, valles o montañas (Vallero, 2014). La *convección* produce movimientos verticales del aire, inducido por diferencias de temperatura, que pueden transportar contaminantes desde la superficie hacia niveles más altos de la atmósfera (ElSherbiny et al., 1982). Por último, el proceso de *deposición* elimina los contaminantes de la atmósfera y los transfiere a la superficie. Puede ser seca (las partículas se adhieren a superficies por contacto directo) o húmeda (los contaminantes son captados por las gotas de lluvia y transportados al suelo con la precipitación) (Zannetti, 1990). Además de los procesos físicos, los contaminantes atmosféricos están sujetos a una serie de transformaciones químicas que modifican su naturaleza, su reactividad y su permanencia en la atmósfera (Finlayson-Pitts & Pitts, 2000). Estas reacciones, en su mayoría fueron detalladas previamente en la sección 2.1.1 y 2.1.2.

### 2.1.4.2. Factores meteorológicos

Los contaminantes atmosféricos también están sujetos a la influencia de diversas variables meteorológicas. Por ejemplo, *la temperatura y la radiación solar*, influye en la reactividad química y en la volatilización de compuestos (Seinfeld & Pandis, 2016). La fotooxidación puede llevar a la formación de aerosoles secundarios (Mahilang et al., 2021). A su vez, la presencia de alta *humedad relativa* puede generar suspensión de partículas de menor tamaño en el aire y contrariamente, deposición de partículas de mayor tamaño (Tanatachalert & Jumlongkul, 2023). También participa en la formación de aerosoles secundarios a través de procesos de condensación o reacciones en fase acuosa (Carstens et al., 2025).

La *erosión eólica* constituye uno de los principales mecanismos físicos a través de los cuales las partículas del suelo se transportan a la atmósfera (Piacentini et al 2024). A su vez, pequeños cambios en la *dirección del viento* ( $\sim 5^\circ$ ) puede reducir drásticamente las concentraciones de contaminantes: 10% en condiciones inestables, 50% en condiciones neutras, y hasta 90% en condiciones estables (Vallero, 2014). Las *precipitaciones* también pueden actuar como agentes de remoción de contaminantes a través de la deposición húmeda (Zannetti, 1990). Por el contrario, su ausencia prolongada favorece la acumulación de contaminantes. El material particulado en la atmósfera, pueden contribuir a un fenómeno conocido como *supresión de la precipitación* (Givati & Rosenfeld, 2004).

## 2.2. INCENDIOS

Los incendios de vegetación —también denominados incendios forestales, incendios de matorral, incendios de cultivos, incendios de pastizales, incendios de biomasa o incendios en paisajes naturales— constituyen perturbaciones únicas del sistema terrestre. Tanto de origen natural como antrópico, constituyen una fuente significativa de contaminación atmosférica como se detalló en la sección 2.1.3.3. La quema de biomasa constituye una fuente significativa de aerosoles atmosféricos. La presencia de estos aerosoles en la atmósfera reduce la irradiación regional y global al dispersar la radiación solar entrante (efecto denominado *backscattering*). Además, interactúan con la cobertura nubosa, aumentando o disminuyéndola de manera compleja y no lineal, procesos que aún no han sido completamente cuantificados. El fuego también impacta en el forzamiento radiativo (diferencia entre la radiación solar absorbida por la Tierra y la energía irradiada de vuelta) al modificar el albedo superficial. Por ejemplo, el hollín depositado inmediatamente después de un incendio reduce el albedo y, por ende, incrementa el calentamiento de la superficie (Bond & Keane, 2017).

En esta sección se desarrollarán los factores que afectan la ocurrencia de estos incendios. Esencialmente, los incendios dependen de tres elementos fundamentales: oxígeno, combustible y fuente de ignición, comúnmente conocidos como el *triángulo del fuego* (Bond & Keane, 2017). Estos eventos suelen caracterizarse por lo que se conoce como *régimen del fuego* (Whelan, 1995) que a su vez están fuertemente condicionados por factores climáticos, la vegetación presente, la topografía del terreno y las actividades humanas.

### 2.2.1. Régimen del fuego

Los efectos de los incendios sobre los ecosistemas dependen en gran medida del régimen de fuego, el cual se define por características como la frecuencia, severidad, intensidad, extensión, estacionalidad y el patrón espacial de ocurrencia del fuego (Whelan, 1995). A continuación, se detallan sus características:

- **Frecuencia:** refiere a cada cuánto tiempo ocurre el fuego en un área. Cambios en la frecuencia del fuego suelen desencadenar alteraciones significativas en la estructura y el funcionamiento de los ecosistemas (Bond & Keane, 2017).
- **Intensidad:** se define como la energía liberada por metro cuadrado (Bond & Keane, 2017). Se puede describir mediante diferentes métricas, como la intensidad de reacción, la intensidad de línea de fuego y la energía radiante (Keeley, 2009).

- **Severidad:** es el impacto del fuego sobre el ecosistema. Usualmente se estima a partir de la cantidad de biomasa vegetal consumida (Keeley, 2009). Depende de las condiciones meteorológicas durante el evento, como la velocidad y dirección del viento, y del estado previo de la vegetación (Morgan et al., 2014)
- **Estacionalidad:** determina cuándo en el año ocurren los incendios. El principal determinante es el *clima*, ya que condiciona la época del año en la que pueden ocurrir fuentes naturales de ignición (Whelan, 1995).
- **Extensión:** está asociada a la superficie afectada por el fuego. La heterogeneidad del paisaje es uno de los factores más relevantes. Crestas, quebradas o cuerpos de agua pueden funcionar como cortafuegos naturales. Asimismo, la variabilidad en la topografía o el tipo de suelo también influye, actuando como barreras naturales (Whelan, 1995). Incendios recientes tienden a reducir la carga de combustible, generando fuegos más fragmentados. Del mismo modo, los incendios fuera de temporada suelen tener una extensión limitada.
- **Patrón espacial:** hace referencia a cómo se distribuye el fuego sobre el terreno. Puede influir significativamente en los efectos ecológicos post fuego, determinando por ejemplo la regeneración diferencial de especies vegetales (Turner, 2010). Los incendios de patrón más homogéneo tienden a causar impactos más generalizados, mientras que los de patrón más heterogéneo pueden favorecer una recuperación más diversa del ecosistema, al mantener refugios no quemados dentro del área (Krawchuk & Moritz, 2011).

## 2.2.2. Factores determinantes en la ocurrencia de incendios

### 2.2.2.1. Carga y tipo de combustible

La carga de combustible se refiere a la cantidad total de material vegetal disponible para arder en un área determinada, e incluye tanto combustibles vivos (como pastos, arbustos o ramas vivas) como muertos (hojarasca, ramas secas, corteza desprendida, etc.) (Keane, 2015). El tipo de combustible, por su parte, hace referencia a las características físicas, químicas y estructurales de ese material (Pyne et al., 1996). La inflamabilidad y la propagación del fuego están condicionadas por factores como el tamaño de las partículas, su disposición vertical y horizontal, la continuidad del combustible en el paisaje y su contenido de humedad (Pyne et al., 1996). Por ejemplo, combustibles finos y secos se encienden con mayor facilidad y favorecen la propagación rápida del fuego, mientras que combustibles gruesos o húmedos arden lentamente.

### **2.2.2.2. Topografía y uso de suelo**

En el último tiempo, las modificaciones en el uso del suelo y el cambio climático han alterado la carga y la distribución del combustible en muchos ecosistemas, generando condiciones más propensas a incendios de alta severidad (Abatzoglou et al., 2019; Bowman et al., 2009). Naturalmente, las sabanas y los pastizales son más propensos a quemarse que los bosques, debido a su alta capacidad de producción de biomasa, la fineza del material y su secado estacional (Bravo et al., 2001). Los incendios en diferentes tipos de cobertura vegetal generan emisiones de carbono variables, lo que influye en el tipo y la magnitud de la contaminación atmosférica producida (Houghton et al., 2012).

### **2.2.2.3. Condiciones climáticas y meteorológicas**

En ecosistemas húmedos, el control de los incendios está determinado por la duración de la temporada de fuego, mientras que, en ecosistemas áridos, la disponibilidad de combustible suele ser el factor limitante (Van der Werf et al., 2008). A su vez, los incendios generan su propio calor que, bajo condiciones cálidas, secas y ventosas, produce una retroalimentación positiva, incrementando la intensidad del fuego (Bond & Keane, 2017). Los bosques húmedos requieren de varios meses cálidos y secos para que se produzca la ignición. La mayoría de los incendios en estos ecosistemas suelen estar asociados a eventos de sequía prolongada, como los provocados por La Niña (Bond & Keane, 2017). En Sudamérica, durante 2020 —año central en el que se enfoca esta tesis—, se registró un déficit hídrico asociado al evento La Niña (Geirinhas et al., 2023), que persistió durante tres años consecutivos (2020–2022). Otro estudio reforzó esta observación informando que 2020 fue el año más seco en el Pantanal (el humedal más grande del mundo, ubicado en Brasil) desde 1980 (Marengo et al., 2021). Los vientos asociados a frentes fríos, tormentas eléctricas, ráfagas y corrientes en chorro de bajo nivel pueden dominar completamente el entorno de un incendio. Las corrientes en chorro de bajo nivel pueden provocar una rápida propagación del fuego cuando descienden hasta la superficie terrestre (Pyne et al., 1996).

### **2.2.2.4. Factores antrópicos**

Las modificaciones inducidas por el ser humano pueden alterar la frecuencia, intensidad, severidad y distribución de los incendios, generando impactos —a menudo negativos— en el funcionamiento de los ecosistemas (Archibald et al., 2012; Hantson et al., 2015).

El ser humano influye en los regímenes de fuego a través de la supresión de igniciones naturales, la transformación del paisaje y las cargas de combustible. Esto incluye la utilización del fuego de manera controlada, la expansión de la urbanización, el desmonte, la introducción de especies vegetales no nativas y la actividad agropecuaria (Bowman et al., 2020). Una mayor accesibilidad y actividad humana tienden a estar positivamente correlacionadas con el número de igniciones (Penman et al., 2013). No obstante, los incendios de gran magnitud tienden a ocurrir en áreas con baja densidad de población, donde la vegetación suele ser más continua y menos fragmentada. En este sentido, se han identificado efectos no lineales: tanto la frecuencia como la superficie quemada alcanzan sus valores máximos en niveles intermedios de actividad humana, disminuyendo al superar ciertos umbrales (Syphard et al., 2007).

### **2.2.3. Estacionalidad en la región noreste de Argentina y sus alrededores**

La región de estudio seleccionada para esta tesis presenta una marcada estacionalidad en cuanto a ocurrencia de incendios, condicionada por regímenes climáticos regionales, la disponibilidad de combustible y las actividades humanas (Vidal-Riveros et al., 2023a). Los picos de actividad ígnea en esta región tienden a concentrarse durante los meses de invierno y primavera, cuando la reducción de las precipitaciones y el descenso en la humedad relativa contribuyen a secar la biomasa disponible, especialmente en pastizales y humedales como los del Delta del Paraná (Kandus & Malvárez, 2004). Durante estos meses, también se incrementan las quemas intencionales con fines agropecuarios.

Particularmente en el Delta del Paraná, el número de focos de calor alcanza su punto máximo entre los meses de julio y octubre (Morandeira, 2021), con fuerte variabilidad interanual asociada a eventos como El Niño y La Niña (Cai et al., 2020). La sequía prolongada registrada entre 2020 y 2022, exacerbó las condiciones de estrés hídrico y favoreció incendios de gran extensión y severidad (Feron et al., 2024).

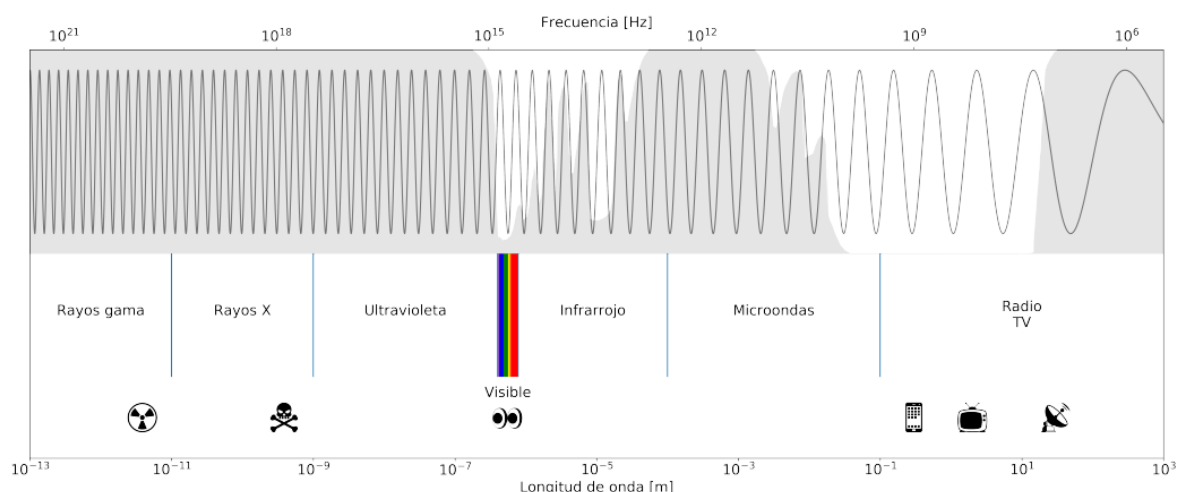
Por otro lado, si bien la estación seca es el principal determinante de la estacionalidad ígnea, también se ha observado un aumento de eventos de fuego fuera de la temporada tradicional en años de anomalías climáticas o en contextos de fuerte presión antrópica (Geirinhas et al., 2023; Saucedo et al., 2023). Esto pone en evidencia la necesidad de entender la estacionalidad como un fenómeno dinámico, sujeto a la interacción entre el clima, la vegetación, y el uso del suelo.

### 2.3. TELEDETECCIÓN COMO FUENTE DE DATOS

La teledetección es una técnica que permite la obtención de información sobre la superficie terrestre y la atmósfera, mediante la detección y el análisis de la radiación electromagnética reflejada o emitida por los objetos desde sensores instalados en plataformas satelitales, aéreas o terrestres (Jensen, 2007). La radiación electromagnética se refiere a la energía que se mueve a la velocidad de la luz ( $c \sim 300,000 \text{ km/seg}$ ), en una onda de propagación armónica, de longitud de onda  $\lambda$  y frecuencia  $f$ , relacionadas entre sí a través de la Ecuación (2.1):

$$\lambda = \frac{c}{f} \tag{2.1}$$

Otra forma de describir la radiación electromagnética es a través de su carácter corpuscular, representado por cuantos de energía denominados fotones, concepto introducido por Einstein a inicios del siglo XX. La energía de cada fotón es inversamente proporcional a su longitud de onda, de modo que los fotones asociados a longitudes de onda más cortas —como los del rango ultravioleta en comparación con los del rango visible, según se muestra en la Figura 2.1— poseen mayor energía. Esta característica les confiere la capacidad de inducir procesos fotoquímicos en los gases de la atmósfera.



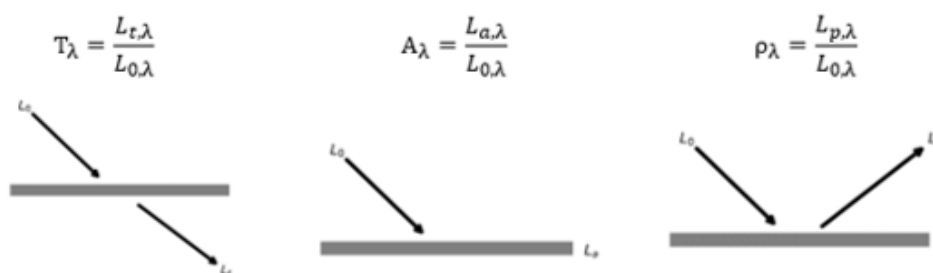
**Figura 2.1 Espectro electromagnético en longitud de onda (abajo) y frecuencia (arriba).** Nota. Tomado de “Fundamentos físicos de la teledetección óptica” de Nemiña, et al., 2019, CONAE ©.

Nuestros ojos sólo perciben el rango visible (ver Figura 2.1), pero se pueden fabricar sensores que adquieran información en otras zonas del espectro electromagnético.

Para obtener información a distancia, se necesita entonces un sistema de adquisición con dos componentes. Por un lado, el sensor posee detectores que son sensibles a la cantidad de radiación solar que llega al sensor y, a su vez, es traducida a una señal electrónica. Por otro lado, la plataforma es el conjunto de instrumentos que llevan el sensor y hacen posible la adquisición. Puede ser un avión, un satélite o un gran globo aerostático.

Los sensores miden energía como el flujo radiación que refleja un área de superficie terrestre en una determinada dirección y ángulos recibidos durante un tiempo de medición. Esta magnitud física es conocida como radiancia. Al incidir la radiación solar sobre la superficie terrestre y la atmósfera, pueden ocurrir tres fenómenos: la radiación puede ser transmitida, reflejada o absorbida. A continuación, la Figura 2.2 describe en detalle los tres tipos de fenómenos físicos.

**Transmitancia:** cociente entre la radiancia transmitida por un cuerpo y la radiancia incidente  
**Absorbancia:** cociente entre la radiancia absorbida por un cuerpo y la radiancia incidente.  
**Reflectancia:** cociente entre la radiancia reflejada por un cuerpo y la radiancia incidente.



**Figura 2.2 Descripción de fenómenos físicos asociados a la interacción entre radiancia y objetos.**

Los satélites se caracterizan por encontrarse “en órbita”. La órbita se define como el camino que recorre un cuerpo en el espacio. Las dos más importantes en teledetección son:

- **Polares:** el satélite pasa por los polos o cerca de ellos y tardan en promedio 90 a 100 minutos en completar una vuelta. Las órbitas polares son, en general, heliosincrónicas, es decir, que el satélite pasa por una determinada latitud en sincronía con el Sol.
- **Geoestacionarias:** orbitan en el mismo sentido y velocidad angular que la Tierra. De este modo, el área de cobertura es siempre la misma. Se sitúan sobre el ecuador a 36.000 km de altura, aproximadamente.

Los sensores se dividen comúnmente en dos tipos de sistemas:

- **Sistemas pasivos:** una fuente pasiva, como el Sol, emite radiación electromagnética. La radiación interactúa con la atmósfera y la superficie terrestre para luego reflejarse. El sensor, usualmente ubicado en altura, recibe esa señal y la procesa.
- **Sistemas activos:** la fuente de energía se encuentra en la plataforma. Ésta emite un pulso que interactúa con la superficie y la misma plataforma. Un tiempo después, recibe y procesa la señal.

Dependiendo de las características del sensor, como la resolución espacial, espectral, temporal y radiométrica es posible identificar y cuantificar fenómenos ambientales, entre ellos la ocurrencia de incendios y la calidad del aire. La *resolución espacial* se define como la habilidad del sensor para distinguir objetos en el terreno. Es el área geográfica cubierta por un píxel en la imagen de un satélite. La *resolución temporal* hace referencia al tiempo de revisita, es decir, cada cuánto se hace un registro con un satélite en determinada superficie. La *resolución espectral* describe la capacidad de un sensor para detectar intervalos finos de longitud de onda. Por último, la *resolución radiométrica* describe la capacidad de un sensor para discriminar las diferencias de energía (o de radiancia).

La teledetección se presenta como una alternativa complementaria a las mediciones in situ, ya que permite la adquisición de grandes volúmenes de datos sobre extensas superficies, incluyendo áreas de difícil acceso o cuya evaluación mediante trabajo de campo resultaría costosa o logísticamente compleja.

### 2.3.1. Detección de incendios

En la sección 2.2 se presentó la fundamentación teórica correspondiente a una de las variables de interés en esta tesis: los incendios. En el presente apartado se desarrollan los fundamentos de la técnica seleccionada para la caracterización de dicha variable, es decir, la teledetección. La detección de incendios mediante teledetección se basa en la identificación de señales térmicas anómalas emitidas por la superficie terrestre durante la combustión activa. Los sensores satelitales con capacidad de detección en bandas del infrarrojo medio (MIR) y térmico (TIR) permiten registrar incrementos abruptos de radiancia asociados a la presencia de focos ígneos (Jensen, 2007).

Una de las ventajas de la teledetección satelital en el estudio de esta variable es que permite obtener información en tiempo casi real sobre la ubicación, extensión e intensidad de los incendios (Barbosa et al., 1999; Hudak et al., 2007; Y.-H. Zhang et al., 2003). En este sentido, la teledetección contribuye a una mejor comprensión de los incendios, facilitando, por ejemplo, la generación de evaluaciones de riesgo (Chuvieco et al., 2010).

La presencia y tipo de vegetación afectan la probabilidad de ocurrencia e intensidad de los incendios forestales. El desarrollo de índices satelitales como el NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) permite monitorear el estado de la vegetación y su susceptibilidad al fuego, mientras que productos específicos como el NBR (Índice de Quemado Normalizado) ayudan a evaluar el impacto de los incendios en la biomasa (Escuin et al., 2008; Pettorelli et al., 2005).

### **2.3.1.1. Satélites e instrumentos**

Existen diversas plataformas y sensores para la detección satelital de incendios. Los más utilizados a lo largo de los años fueron los satélites de órbita polar Terra y Aqua que permiten la detección de incendios mediante el instrumento MODIS y más recientemente el satélite Suomi National Polar-orbiting Partnership cuyo instrumento de detección es el VIIRS. (Giglio et al., 2016; Schroeder et al., 2008, 2014, 2016).

Por otro lado, los satélites geoestacionarios permiten actualizaciones en tiempo casi real (minutos a horas) de incendios. Prins et al. (1998) desarrollaron un algoritmo de detección para el satélite GOES-8, con una resolución temporal de hasta 3 horas. Calle et al. (2006) propusieron un algoritmo utilizando el sensor SEVIRI (Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager), que permite obtener actualizaciones cada 15 minutos. Sin embargo, la principal desventaja de los satélites geoestacionarios es su baja resolución espacial, lo que dificulta la detección de incendios de pequeña escala o en etapas tempranas.

Estudios recientes utilizan el sensor OLI a bordo de los satélites Landsat 8/9 y MSI a bordo del Sentinel-2 (Schroeder et al., 2016). La resolución espacial de estos sensores es considerablemente mejor, pero poseen una baja resolución temporal. Por esto, durante las últimas dos décadas, los sensores MODIS y VIIRS se han consolidado como herramientas fundamentales para la detección de incendios, por combinar una alta resolución temporal y espacial y, a su vez, por la inclusión de bandas espectrales específicas para el monitoreo de focos térmicos (Szpakowski & Jensen, 2019).

La plataforma *Fire Information for Resource Management System* (FIRMS) de la NASA permite el acceso a datos en tiempo casi real sobre actividad de incendios. A modo de resumen, la Tabla 2.1 presenta los principales sensores que FIRMS utiliza junto con sus características más importantes.

**Tabla 2.1 Características de sensores satelitales comúnmente utilizados para la detección de incendios.**

Sensor	Satélites	Resolución espacial	Resolución temporal
MODIS	Terra y Aqua (NASA)	1 km	Diaria
VIIRS	Suomi-NPP, NOAA-20 y 21 (NOAA-NASA)	375 m	Diaria
OLI	Landsat 8 y 9 (NASA-USGS)	30 m	16 días

### 2.3.1.2. Píxeles de fuego

Una de las variables más relevantes para la caracterización de incendios mediante teledetección son los *píxeles de fuego*, que hacen referencia a una unidad espacial (píxel) dentro de una imagen satelital en la cual se ha detectado actividad térmica compatible con un foco de incendio activo. Esta identificación se realiza a partir de algoritmos que procesan la información espectral y térmica. En esta tesis, se utiliza como referencia el algoritmo desarrollado para el sensor VIIRS, dado que está basado en el algoritmo de MODIS, el cual fue ampliamente validado, y además fue el utilizado para generar los resultados.

Al igual que MODIS, el algoritmo de VIIRS se basa en el uso combinado de dos canales: un canal de ganancia dual en el infrarrojo medio (alrededor de 4  $\mu\text{m}$ ), con una alta temperatura de saturación (634 K), y un canal de ganancia simple en el infrarrojo térmico (alrededor de 11  $\mu\text{m}$ ). Esta combinación permite detectar focos ígneos con una amplia gama de intensidades térmicas, ya que abarca variaciones significativas en la radiancia de los píxeles afectados por el fuego (Schroeder et al., 2014). Adicionalmente, se emplean otras bandas para corregir efectos de cobertura nubosa, reflejo solar (*sun glint*) y diversas fuentes de falsas alarmas. Entre ellas, en MODIS, se incluyen: la banda 1 (rojo), la banda 2 (infrarrojo cercano), la banda 7 (infrarrojo de onda corta), la banda 21 (infrarrojo térmico de amplio rango centrado en 4  $\mu\text{m}$ ), la banda 22 (infrarrojo térmico de rango estrecho centrado en 4  $\mu\text{m}$ ), la banda 31 (infrarrojo térmico a 11  $\mu\text{m}$ ) y la banda 32 (infrarrojo térmico a 12  $\mu\text{m}$ ) (Szapkowski & Jensen, 2019).

Los canales de VIIRS (*I-bands*), utilizados para la detección de incendios activos, presentan una resolución espacial nominal de 375 metros en el nadir (punto ubicado directamente debajo del satélite). A medida que se incrementa el ángulo respecto al nadir, el tamaño efectivo del píxel también aumenta, pudiendo alcanzar dimensiones cercanas a 795 × 784 metros en los extremos del barrido satelital. Para minimizar este efecto, el sensor VIIRS implementa un esquema único de agregación de datos que combina múltiples píxeles nativos en función del ángulo de observación, dividiendo la imagen en tres secciones con diferentes niveles de agregación. Este diseño reduce considerablemente la distorsión espacial en comparación con sensores como MODIS, mejorando la consistencia y la precisión en la detección de focos térmicos a lo largo del barrido de aproximadamente 3,000 km de ancho (Schroeder et al., 2014).

### 2.3.1.3. Poder radiativo del fuego

Otra de las variables derivadas más relevantes para caracterizar incendios activos a partir de sensores satelitales es el Fire Radiative Power (FRP) o Potencia Radiativa del Fuego. El FRP se ha utilizado ampliamente como indicador de la intensidad del fuego, dado que se encuentra relacionado con la velocidad de combustión de la biomasa y, por ende, con la tasa de emisión de gases y partículas (Kaufman et al., 1998; Wooster et al., 2003).

FRP representa la tasa de emisión de energía radiante por unidad de tiempo de todos los focos de incendio contenidos dentro de un píxel. El cálculo de FRP se basa en el enfoque propuesto por Wooster et al. (2003), reemplazando el método empírico original desarrollado por Kaufman et al. (1998). En este enfoque, el FRP medido en megavatios se estima a partir del método de radiancia MIR dado por la Ecuación (2.2):

$$FRP \approx \frac{A_{pix}\sigma}{\alpha\tau_4}(L_4 - \bar{L}_4) \quad (2.2)$$

donde:

- $A_{pix}$  es el área del píxel, que varía según el ángulo de escaneo del sensor,
- $\sigma$  es la constante de Stefan-Boltzmann,
- $\alpha$  es una constante empírica específica del sensor,
- $\tau_4$  es la transmitancia atmosférica del canal de 4  $\mu\text{m}$ ,
- $L_4$  es la radiancia a 4  $\mu\text{m}$  del píxel de fuego,
- $\bar{L}_4$  es la radiancia de fondo a 4  $\mu\text{m}$ .

La precisión y confiabilidad de los valores de FRP pueden verse influenciadas por diversos factores, entre ellos: la resolución espacial del sensor, la temperatura de saturación de las bandas térmicas, el ángulo cenital de observación del satélite, así como la hora del pasaje satelital. Por ello, al comparar valores de FRP entre sensores, o al analizar series temporales provenientes de un mismo sensor, es fundamental tener en cuenta estas limitaciones técnicas para evitar interpretaciones erróneas sobre la intensidad o extensión de los incendios detectados (Freeborn et al., 2014; Schroeder et al., 2014).

### **2.3.2. Caracterización de aerosoles atmosféricos**

En la sección 2.1 se detallaron los principales contaminantes atmosféricos, con especial énfasis en los aerosoles. En este apartado, se desarrollan los fundamentos teóricos de la técnica seleccionada para su caracterización: la teledetección satelital de la contaminación atmosférica. Esta metodología ha experimentado importantes avances en las últimas décadas, permitiendo la observación sistemática y de amplio alcance espacial de variables atmosféricas clave (Hoff & Christopher, 2009).

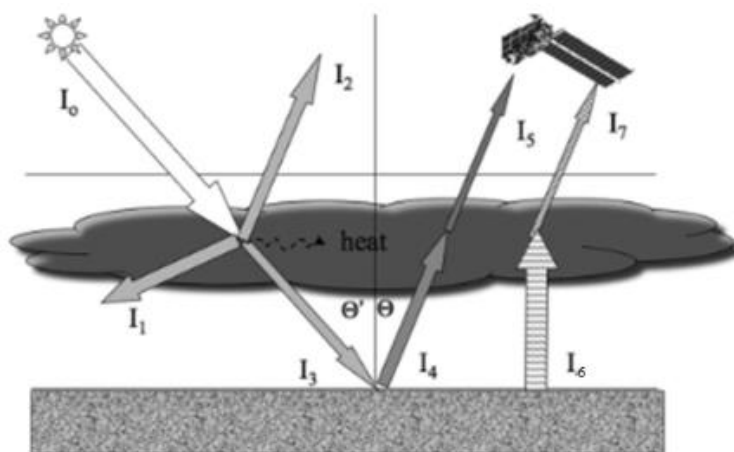
Las observaciones satelitales de la Tierra abarcan un amplio rango del espectro electromagnético, desde el ultravioleta hasta el infrarrojo en mayor medida. Sin embargo, la capacidad de penetrar nubes solo es posible en longitudes de onda específicas (Ej. Los sistemas lidares operan en longitudes de onda de 532 y 1064 nm), lo que convierte a la cobertura nubosa en una limitación significativa para el monitoreo satelital de la calidad del aire. Para que los sensores satelitales puedan detectar variables atmosféricas cercanas a la superficie, es necesario que la atmósfera sea suficientemente transparente en las longitudes de onda observadas. En este sentido, la fuerte absorción del ozono estratosférico en el UV dificulta la medición, desde el espacio, de ciertos gases presentes en la baja tropósfera.

La presencia de superficies brillantes (como nieve, desiertos o zonas urbanas) interfiere en la detección de radiación solar dispersada por aerosoles o gases atmosféricos. Las observaciones en el infrarrojo térmico permiten detectar gases traza, aerosoles de polvo y vapor de agua. Además, los sensores activos como radares y lidares, tienen la capacidad de emitir su propia radiación y detectar el retorno dispersado por la atmósfera, ampliando las posibilidades de caracterización atmosférica (Hoff & Christopher, 2009).

La radiancia registrada por un sensor satelital es el resultado de múltiples fuentes y procesos de interacción entre la radiación solar, la atmósfera y la superficie terrestre. A continuación, se describen las principales componentes representadas en la Figura 2.3:

- $I_0$ : Radiación solar incidente en la parte superior de la atmósfera (TOA, *Top of Atmosphere*). Representa la fuente primaria de energía para observaciones.
- $I_1$ : Radiación dispersada fuera del campo de visión del sensor por gases y aerosoles atmosféricos. Representa una pérdida en la señal que llega al satélite y depende de la concentración y tipo de partículas presentes a diferentes alturas.
- $I_2$ : Radiación dispersada hacia el sensor por gases y aerosoles. Junto con  $I_1$ , constituye el total de dispersión.
- $I_3$ : Radiación transmitida directamente a través de la atmósfera hacia la superficie. Esta transmisión está modelizada empleando la ley de Beer y depende de la profundidad óptica atmosférica, detallada a continuación, en la sección 2.3.2.1.
- $I_4$ : Radiación reflejada por la superficie terrestre. Es fundamental para estudios sobre vegetación, uso del suelo o color del océano, aunque puede considerarse "ruido" desde el punto de vista de la teledetección atmosférica.
- $I_5$ : Radiación reflejada detectada por el sensor del satélite en la parte superior de la atmósfera. Esta señal está atenuada por la dispersión y absorción atmosférica, y su análisis es útil en presencia de superficies altamente reflectantes.
- $I_6$ : Radiación térmica emitida por la superficie terrestre, determinada según la ley de Planck. Es la principal fuente en los canales del infrarrojo (IR), y debe conocerse junto con la emisividad de la superficie para permitir estimaciones precisas.
- $I_7$ : Radiación infrarroja emitida en la parte superior de la atmósfera. Este componente se utiliza para inferir la presencia de gases traza y vapor de agua, y varía significativamente con la altura debido a las diferencias de temperatura atmosférica.

Dado que la señal registrada por los sensores incluye contribuciones de la superficie terrestre y de la atmósfera, se requieren modelos físicos y matemáticos que permitan separar la señal relativa a los aerosoles. Para ello, los algoritmos de recuperación implementan técnicas de inversión que ajustan los datos observados con simulaciones basadas en la física de la dispersión y absorción de la radiación. Un detalle del Algoritmo MAIAC que sigue esta lógica se describe en la Sección 2.3.2.3.



**Figura 2.3 Fuentes de radiación observadas por sensores satelitales.** Nota. Adaptado de “Remote Sensing of Particulate Pollution from Space: Have We Reached the Promised Land?” (p. 245), por Hoff and Christopher, 2009, Journal of the Air & Waste Management Association, 59 (6), 645–675.

### 2.3.2.1. Plataformas e instrumentos para monitoreo de aerosoles

Los sensores pasivos a bordo de satélites de órbita polar (como MODIS, VIIRS, OMI y TROPOMI) son los principales instrumentos utilizados actualmente para medir aerosoles. Permiten obtener imágenes globales completas aproximadamente una vez por día (Salomonson et al., 1989). Los sensores captan la radiación solar reflejada por la superficie terrestre y dispersada por la atmósfera, y a partir de modelos de transferencia radiativa determinan la cantidad y tipo de aerosoles presentes en la columna atmosférica. A diferencia de los sensores pasivos, los sistemas lidar (como CALIOP a bordo del satélite CALIPSO) emiten pulsos láser y registran su retrodispersión, lo que permite obtener perfiles verticales de concentración de partículas (Winker et al., 2009). Esta capacidad permite diferenciar capas de aerosoles y de esta forma estimar su altura.

Por su parte, el satélite DSCOVR (Deep Space Climate Observatory), equipado con el sensor EPIC, se ubica en el punto de Lagrange L1 entre la Tierra y el Sol. Esta posición permite observar de manera continua el disco iluminado completo del planeta. Su resolución espacial es menor que la de los sensores de órbita polar (~10 km), pero EPIC posee una alta frecuencia temporal (cada 1 a 2 horas), lo cual resulta útil para estudios de dinámica diurna de aerosoles y eventos de incendios (Marshak et al., 2018). Recientemente, los satélites geoestacionarios han comenzado a cumplir un rol clave, particularmente con el lanzamiento de GEMS (para Asia), TEMPO (para América del Norte) y el futuro Sentinel-4 (para Europa). Como se detalló al inicio de esta sección, estas

plataformas mantienen una posición fija respecto a la Tierra y proporcionan observaciones cada hora o incluso minutos. Sin embargo, su cobertura espacial está limitada a regiones específicas del globo (Wei et al., 2020). Un resumen de los principales satélites se detalla en la Tabla 2.2.

**Tabla 2.2 Características de sensores satelitales comúnmente utilizados para la detección de aerosoles atmosféricos.**

<b>Instrumento/ Satélite</b>	<b>Tipo de órbita</b>	<b>Resolución espacial</b>	<b>Resolución temporal</b>	<b>Región de cobertura</b>
<b>MODIS (Terra/Aqua)</b>	Polar (LEO)	1 km – 10 km	1–2 días	Global
<b>OMI (Aura)</b>	Polar (LEO)	13 × 24 km	1 día	Global
<b>TROPOMI (Sentinel-5P)</b>	Polar (LEO)	3.5 × 5.5 km	1 día	Global
<b>VIIRS (Suomi NPP, NOAA-20)</b>	Polar (LEO)	375 m – 750 m	1 día	Global
<b>CALIPSO</b>	Polar (LEO)	30–60 m (vertical)	16 días (revisita local)	Global (transectos)
<b>GEMS</b>	Geoestacionaria	7 km (Asia)	Cada hora	Asia Oriental
<b>TEMPO</b>	Geoestacionaria	2–10 km	Cada hora	Norteamérica
<b>GOES-16/17</b>	Geoestacionaria	~2 km – 10 km	5–15 minutos	América
<b>Himawari-8/9</b>	Geoestacionaria	0.5 – 2 km	10 minutos	Asia-Pacífico
<b>DSCOVR</b>	Lagrange (L1)	~10–20 km (nadir global)	1–2 horas	Hemisferio iluminado

Los datos satelitales siguen una estructura jerárquica en la que los productos se clasifican en distintos niveles según el grado de procesamiento y la información contenida:

- **Nivel 1:** datos obtenidos directamente por los sensores a bordo de los satélites, con o sin la aplicación de procesos de calibración radiométrica y geométrica.
- **Nivel 2:** datos procesados que contienen información geofísica derivada a partir de algoritmos de inversión y modelos de transferencia radiativa. En este nivel, se incluyen datos de aerosoles, como el espesor óptico de aerosoles.
- **Nivel 3:** derivan de la agregación y promediado de los productos de Nivel 2 en una malla geoespacial definida.

### 2.3.2.2. Espesor óptico de aerosoles

En el rango de longitudes de onda ultravioleta (0.25–0.4  $\mu\text{m}$ ) y visible (0.4–0.7  $\mu\text{m}$ ), la radiancia observada por los satélites está dominada por la radiación solar incidente y la reflejada por la superficie terrestre y la atmósfera. En el visible, los aerosoles son los principales responsables del proceso de transferencia radiativa, ya que dispersan significativamente la radiación en función de su tamaño y la longitud de onda (Hoff & Christopher, 2009). Es por esto, que una de las variables más comúnmente utilizada para la caracterización de aerosoles, en especial mediante técnicas de teledetección, es el espesor óptico de aerosoles.

Dado que la eficiencia de extinción que cumple el criterio incorporado por Mie de alcanzar su máximo cuando el tamaño de las partículas es comparable a la longitud de onda, las mediciones de material particulado (PM) y el cálculo del AOD se realizan comúnmente en el espectro visible, donde las partículas en el rango de acumulación (<1  $\mu\text{m}$ ) tienen un impacto radiativo más marcado (Hoff & Christopher, 2009).

AOD es una medida de la cantidad de radiación solar que los aerosoles (partículas en suspensión) dispersan o absorben en una columna atmosférica. Es una variable adimensional y es comúnmente representada a una cierta longitud de onda, entre las más comunes se encuentran 470 nm y 550 nm. Este parámetro depende de la composición física, la forma y la concentración de las partículas, determinando el grado en que los aerosoles reducen la transmisión de la radiación solar a través de la atmósfera. Para definir la profundidad óptica  $\tau$ , entonces, se debe tener en cuenta la atenuación de la radiación solar, dada por la Ecuación (2.3):

$$I(\lambda) = I_o(\lambda)e^{(-m(\theta)\tau(\lambda))} \quad (2.3)$$

- $I$ : Intensidad de la radiación solar, a cierta longitud de onda  $\lambda$ , que llega al sensor u observador después de atravesar la atmósfera.
- $I_o$ : Intensidad de la radiación solar antes de entrar en la atmósfera, a cierta longitud de onda  $\lambda$ .
- $m$ : masa de aire relativa y, para una atmósfera plano-paralela, se determina como  $m = \sec\theta$  donde  $\theta$  es el ángulo cenital correspondiente a la trayectoria dada.
- $\tau$ : Profundidad óptica total, que mide cuánta radiación solar es absorbida o dispersada.

Esta ecuación sigue la Ley de Beer-Lambert, que describe la atenuación de la radiación solar en un material (Swinehart, 1962). Cuanto mayor sea  $\tau$ , más radiación solar será absorbida o dispersada, y menor será  $I$ , es decir, la radiación solar que llega a la superficie.

La profundidad óptica suele dividirse en varios componentes. La descomposición suele estar dada por la dispersión de Rayleigh, la cual hace referencia a la dispersión de la radiación solar por moléculas de aire (oxígeno y nitrógeno), los aerosoles y la absorción gaseosa (entre las especies más influyentes se destaca el ozono, dióxido de nitrógeno y vapor de agua). La Ecuación (2.4) define lo descrito anteriormente como:

$$\tau = \tau_{Ray} + \tau_{aer} + \tau_{gas} \quad (2.4)$$

### 2.3.2.3. Algoritmos de recuperación de AOD

Al comienzo de la sección se detalló que existen ciertos objetos que interfieren en la detección de radiación solar por los sensores satelitales. Uno de los principales desafíos para lograr una estimación precisa de AOD se enfoca en separar adecuadamente las señales de reflectancia originadas en la superficie terrestre de aquellas provenientes de la atmósfera, ya que ambas contribuyen a la reflectancia medida en TOA.

La superficie terrestre presenta características que complican la recuperación de aerosoles: es altamente heterogénea, anisotrópica, y su reflectancia varía tanto espacial como temporalmente. Por ello, es fundamental modelar con precisión la reflectancia superficial para evitar errores significativos en la estimación de AOD (Levy et al., 2007). En contraste, sobre océanos abiertos, la reflectancia en longitudes de onda rojas y mayores es cercana a cero, lo que facilita una estimación más precisa de AOD al asumir una mínima influencia de la superficie.

Con el avance de los sensores satelitales, se han desarrollado múltiples algoritmos para recuperar AOD. Pueden clasificarse en cinco enfoques principales: (1) métodos espectrales de vista única, (2) métodos multivista o multiángulo, (3) algoritmos que aprovechan las propiedades de polarización, (4) estimaciones basadas en datos de radar, y (5) métodos que combinan múltiples sensores (sinergia multisensorial) (Wei et al., 2020). El algoritmo MAIAC (Lyapustin et al., 2018) ha sido empleado satisfactoriamente en diversos estudios para evaluar AOD (Martins et al., 2017; Mhawish et al., 2019). MAIAC pertenece a la categoría de métodos espectrales de vista única y proporciona un conjunto de productos atmosféricos y de superficie:

- MCD19A1 diario (BRF, factor de reflectancia bidireccional),
- MCD19A2 diario (propiedades atmosféricas) y
- MCD19A3 de 8 días (BRDF, función de distribución bidireccional de reflectancia).

El producto MCD19A2 es el que presenta información de interés en los que respecta a propiedades atmosféricas. Suministra valores de AOD en la banda azul (470 nm) y la banda verde (550 nm). Los valores de AOD están disponibles con una resolución temporal diaria y una resolución espacial de 1 km por píxel. Este producto ofrece cobertura temporal desde el 24 de febrero del año 2000 hasta la actualidad, con cobertura espacial global y es accesible a través de las plataformas de distribución de datos de la NASA.

Para comprender la lógica detrás del algoritmo MAIAC, es importante considerar su principio físico fundamental: la superficie terrestre permanece relativamente invariable en comparación con los aerosoles y las nubes superpuestas. Aprovechando la alta frecuencia de observaciones diarias de MODIS a nivel global, MAIAC se enfoca en una caracterización detallada y continua de la superficie terrestre. Utiliza análisis de series temporales y una combinación de procesamiento basado en píxeles e imágenes para mejorar la precisión en la detección de nubes, la recuperación de aerosoles y la corrección atmosférica. Para el análisis de series temporales, MAIAC implementa la técnica de ventana deslizante, almacenando en memoria operativa entre 4 días de observaciones pasadas en los polos y hasta 16 días en el ecuador. Esto permite obtener la BRDF de la superficie a partir de un conjunto acumulado de observaciones multiángulo.

Los datos L1B se proyectan inicialmente en la cuadrícula sinusoidal de MODIS con resolución de 1 km mediante el método de ponderación por área (Wolfe et al., 1998). Gracias a la calibración cruzada, MAIAC procesa conjuntamente los datos de MODIS Terra y Aqua como si se tratara de un único sensor. Una descripción más detallada del algoritmo, incluidas sus capacidades, limitaciones y las mejoras más recientes, ha estado disponible desde su publicación inicial (Lyapustin et al., 2011, 2012, 2018). Resumidamente, la versión C6 de MAIAC posee una precisión global de  $0.05 \pm 0.1$  AOD (o un 10%) para el 67% de las mediciones (Lyapustin et al., 2018; Martins et al., 2017), con dependencia mínima a la reflectancia superficial y la geometría de observación en comparación con los algoritmos *Deep Blue* (Hsu et al., 2013) y *Dark Target* (Levy et al., 2013), así como un sesgo mínimo en invierno-primavera (Superczynski et al., 2017).

MAIAC no solo se aplica a observaciones obtenidas de MODIS, sino que recientemente también fue incorporado a las observaciones obtenidas de EPIC/DSCOVV empleando modelos regionales de aerosoles para obtener datos de AOD (Lyapustin et al., 2021). Una validación global de AOD utilizando datos de AERONET para el período 2015-2020 muestra un buen desempeño general, con  $R = 0.77$ ,  $RMSE = 0.159$  y  $MBE = 0.046$ . La versión 2 presenta una mejora respecto a la versión 1 ( $R = 0.67$ ,  $RMSE = 0.17$ ). A su vez, se compara favorablemente con MAIAC aplicado a MODIS ( $R = 0.84$ ,  $RMSE = 0.12$ ,  $MBE = 0.01$ ) (Lyapustin et al., 2018), a pesar de la menor resolución espacial y la geometría de observación en retrodispersión de EPIC.

#### 2.3.2.4. Altura de capa de aerosoles

Otra variable de interés para la caracterización de aerosoles, que también puede estimarse mediante técnicas de teledetección, es la altura de la capa de aerosoles (ALH, por sus siglas en inglés). Esta variable, refiere a la altitud a la que se encuentra la mayor concentración de partículas en suspensión dentro de la atmósfera. Proporciona información crucial sobre la distribución vertical de los aerosoles, complementando las mediciones de cantidad total como la obtenida por la variable AOD.

Actualmente, existen diversos productos satelitales que permiten estimar la ALH, un resumen de los mismos se encuentra disponible en la Tabla 2.3. Tal como se detalló previamente, el algoritmo MAIAC se aplica a los datos obtenidos por el instrumento EPIC a bordo del satélite DSCOVV. Entre las variables derivadas de este producto se encuentra la ALH, la cual se estima mediante un ajuste no lineal óptimo basado en el algoritmo de Levenberg-Marquardt (Levenberg, 1944; Marquardt, 1963). Este procedimiento permite la recuperación simultánea de cuatro parámetros: AOD a 443 nm,  $k_0$  (coeficiente de absorción espectral), SAE (exponente de Angström) y ALH, ajustando las observaciones multispectrales de EPIC desde el ultravioleta hasta el infrarrojo cercano, incluidas las bandas de absorción del oxígeno A y B. Verticalmente, los aerosoles se representan como una única capa homogénea de 2 km de espesor, colocada a distintas alturas en la atmósfera; en este contexto, la ALH se define como la altura media de dicha capa (M. Choi et al., 2024). Para evitar sesgos sistemáticos en la estimación de la absorción, la recuperación de ALH se restringe a los píxeles clasificados como humo o polvo absorbente, y únicamente cuando el AOD supera el valor de 0.4. Cabe destacar que, si bien el umbral de detección se establece en  $AOD_{443} > 0.4$ , el valor final recuperado de AOD para el humo

puede ser inferior, debido a las diferencias en las propiedades microfísicas asumidas y al ajuste simultáneo de la absorción espectral y la altura de la capa.

El satélite CALIPSO (Winker et al., 2009), por su parte, también proporciona datos de altura de capa de aerosoles. En particular, mediante su sistema de LIDAR activo, CALIOP, se obtienen perfiles verticales con alta resolución espacial, principalmente cerca de la superficie terrestre (ver Tabla 2.3). El instrumento opera en dos longitudes de onda (532 y 1064 nm) y permite medir con alta precisión la altitud de plumas de aerosoles (Hunt et al., 2009). Los valores de altitud de aerosoles se obtienen del producto de nivel 2, CAL\_LID\_L2\_VFM\_Standard V4.51, también conocido como Vertical Feature Mask (VFM), el cual proporciona una clasificación vertical detallada de las capas atmosféricas detectadas, diferenciando entre aerosoles y nubes (Vernier et al., 2009; Winker et al., 2009). Sin embargo, como se detalló en la sección 2.3.2.1, una de las principales limitaciones de CALIPSO radica en su baja resolución temporal, con un período de repetición de 8 a 16 días para una misma ubicación geográfica. En comparación con MAIAC/EPIC, su resolución temporal es considerablemente menor; pero, presenta una resolución espacial más elevada.

**Tabla 2.3 Resumen comparativo de las principales características de los sensores satelitales comúnmente empleados en la estimación de la Altura de la Capa de Aerosoles (ALH).**

<b>Característica</b>	<b>EPIC (DSCOVR)</b>	<b>CALIOP (CALIPSO)</b>	<b>TROPOMI (Sentinel-5P)</b>
<b>Método de estimación de ALH</b>	Ajuste no lineal (basado en algoritmo de Levenberg-Marquardt)	Retrodispersión LIDAR directa (perfil vertical)	Estimación basada en diferentes presiones de capa y AOD en la banda A del O <sub>2</sub>
<b>Resolución espacial (km)</b>	~10 km	~0.33 km (variable con la altura)	~3.5 × 5.5 km
<b>Resolución vertical</b>	Baja (capa de 2 km centrada)	Alta (~30–60 m)	Estimación integrada
<b>Resolución temporal</b>	Intra-diaria (~10 obs.)	De 8 a 16 días	Diaria
<b>Cobertura espacial</b>	Hemisferio iluminado (vista desde L1)	Limitada a la franja orbital (no global)	Global casi diaria (2600 km de ancho de barrido)

Por último, es de interés destacar la obtención de ALH mediante el instrumento TROPOspheric Monitoring Instrument (TROPOMI; Veefkind et al., 2012) a bordo del satélite Sentinel-5P. El algoritmo de altura de capa de aerosoles de TROPOMI (*Aerosol Layer Height*, AER\_LH) fue desarrollado por el Instituto Meteorológico Real de los Países Bajos (KNMI; Nanda et al., 2018, 2020; Sanders et al., 2015). Su resolución espacial y temporal (ver Tabla 2.3) se sitúa en un rango intermedio respecto de los otros productos detallados anteriormente para la caracterización de ALH, sin aportar contribuciones adicionales significativas. En comparación, el ALH obtenido mediante MAIAC/EPIC presenta una ventaja sustancial: su capacidad de generar múltiples observaciones dentro de un mismo día (observaciones intradiarias), lo cual resulta especialmente útil para el análisis de eventos transitorios, como los focos de incendios.

### 2.3.2.5. Clasificación de aerosoles

Diversas misiones satelitales han sido diseñadas para proporcionar información detallada sobre la clasificación por tipo de aerosoles. Esta clasificación se basa principalmente en parámetros como la altitud, el tamaño de partícula, el índice de refracción y la forma de las partículas, variables que pueden obtenerse a partir de observaciones activas y pasivas.

Los instrumentos activos como CALIOP-CALIPSO, destacan por su capacidad de obtener perfiles verticales de aerosoles y realizar una clasificación detallada a lo largo de la columna atmosférica (Winker et al., 2009). Otras misiones relevantes incluyen EarthCARE (actualmente en etapa inicial de operaciones) y CATS (Cloud-Aerosol Transport System), un sistema montado temporalmente en la Estación Espacial Internacional, que estuvo operativo entre 2015 y 2017. Por su parte, VIIRS (sensado pasivo) proporciona una variable denominada “tipo de aerosol”, que indica una clasificación general (por ejemplo, polvo, humo, marino, urbano) asignada durante el proceso de recuperación del AOD. Sin embargo, esta clasificación no se basa en una observación directa de las partículas, sino que se infiere mediante algoritmos que ajustan modelos predefinidos de aerosoles a las mediciones espectrales registradas por el sensor (Jackson et al., 2013).

Si bien estas misiones ofrecen aportes relevantes, CALIOP/CALIPSO continúa siendo la fuente más robusta y utilizada para estudios de clasificación vertical de aerosoles. Las detecciones de características atmosféricas se realizan mediante un algoritmo basado en umbrales, que se aplica luego de promediar la señal de retrodispersión del lidar a distintas resoluciones horizontales (Vaughan et al., 2009). Una vez detectadas, las capas son clasificadas como nubes o aerosoles mediante el algoritmo de discriminación nube-aerosol

(CAD, por sus siglas en inglés), el cual emplea el cociente de color integrado de la señal, dependiente de la altitud y la latitud ( $\chi'$ ), la razón de depolarización volumétrica integrada por capa ( $\delta$ ), y el coeficiente medio de retrodispersión atenuada a 532 nm ( $\langle\beta'_{532}\rangle$ ) para calcular el puntaje CAD (Liu et al., 2019). Las capas clasificadas como aerosoles se subdividen en aerosoles troposféricos o estratosféricos, en función de su altitud relativa a la tropopausa, la cual es determinada a partir del producto de reanálisis MERRA-2 (Modern-Era Retrospective analysis for Research Applications; Gelaro et al., 2017).

Las capas de aerosoles cuyo centro de retrodispersión atenuada a 532 nm se encuentra por debajo de la tropopausa, se subclasifican en siete subtipos de aerosoles troposféricos: marino, polvo desértico, continental contaminado/humo, continental limpio, polvo contaminado, humo elevado o polvo marino (ver Figura 2.4). Para lograr esta caracterización de subtipos, el algoritmo tiene en cuenta ciertas variables: la magnitud de la retrodispersión atenuada, la altitud, la ubicación geográfica, el tipo de superficie, la razón de depolarización y las mediciones del coeficiente medio de retrodispersión atenuada. La razón de depolarización ( $\delta$ ) se emplea para identificar tipos de aerosol que contienen una fracción significativa de partículas no esféricas, como ocurre en mezclas de humo y polvo. La retrodispersión atenuada integrada ( $\gamma'$ ) se utiliza para detectar casos de carga transitoria elevada de aerosoles sobre superficies donde esto no es común, por ejemplo, una capa de humo o polvo sobre el océano. En el caso de aerosoles en regiones polares, el algoritmo considera los eventos de alta carga de aerosoles provocados por la neblina ártica (*Arctic haze*). Una vez identificado el tipo de aerosol, se selecciona el cociente lidar del aerosol ( $S_a$ ) a partir de una tabla de búsqueda (*lookup table*) que, actualmente, contiene seis pares de valores correspondientes a las longitudes de onda de 532 nm y 1064 nm (Kim et al., 2018).

Por otro lado, las capas de aerosol cuyo centroide se encuentra por encima de la tropopausa se clasifican dentro de alguno de los subtipos de aerosoles estratosféricos: aerosol estratosférico polar (PSA), ceniza volcánica, sulfatos/otros y humo (ver Figura 2.4). Se identifican como aerosoles estratosféricos polares aquellos cuya temperatura en el centroide de la capa es inferior a  $-70^\circ\text{C}$  y que se presentan durante la temporada de nubes estratosféricas polares (PSC, por sus siglas en inglés), considerada entre diciembre y febrero en el Ártico, y de mayo a octubre en la Antártida. Las capas de aerosol estratosférico no asociadas a PSC se clasifican en uno de tres subtipos, en función de la razón de depolarización ( $\delta$ ) y de la retrodispersión atenuada integrada de la capa ( $\gamma'$ ). Los umbrales utilizados para esta clasificación fueron definidos empíricamente a partir de

observaciones del instrumento CALIOP, obtenidas durante eventos de emisiones volcánicas y ciertos episodios de transporte de humo que superaron la tropopausa. Las capas con señal de retrodispersión débil se clasifican directamente como no clasificadas. Las capas que presentan alta depolarización se identifican como ceniza volcánica; aquellas con depolarización moderada a medianamente baja, como humo; y, finalmente, las capas con depolarización baja se clasifican como sulfatos. La Figura 2.4 presenta un esquema metodológico que resume los principales criterios y procedimientos descritos previamente para la clasificación de aerosoles troposféricos y estratosféricos condensados en el producto CAL\_LID\_L2\_VFM\_Standard V4.51.

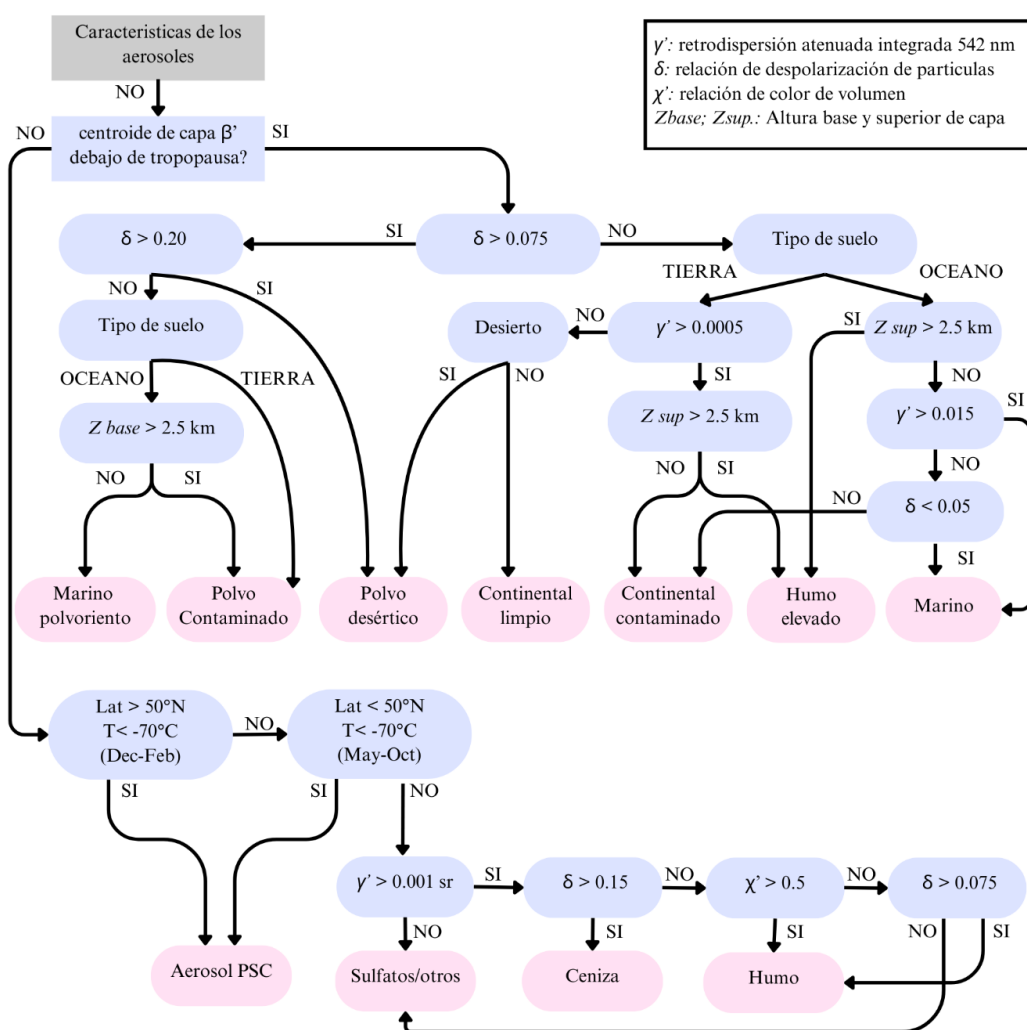


Figura 2.4 Diagrama de flujo utilizado para la determinación de categorías de aerosoles troposféricos y estratosféricos según el producto CAL\_LID\_L2\_VFM\_Standard V4.51, a partir de observaciones de CALIOP/CALIPSO.

Es de destacar que, VFM proporciona datos con una resolución horizontal y vertical que varía en función de la altitud. La resolución horizontal es de 333 metros desde la superficie hasta los 8.2 km de altura, incrementándose a 1000 metros entre los 8.2 y 20.2 km, y alcanzando 1667 metros entre los 20.2 y 30.1 km. De manera similar, la resolución vertical es de: 30 metros hasta los 8.2 km, 60 metros entre los 8.2 y 20.2 km, y 180 metros desde los 20.2 hasta los 30.1 km. Esta configuración permite una representación detallada de la estructura vertical de la atmósfera, especialmente en las capas bajas, lo cual es particularmente relevante para el análisis de aerosoles en la troposfera inferior (Liu et al., 2008).

#### 2.3.2.6. Inyección de humo

En la sección 2.3.2.3 se describieron las características del algoritmo MAIAC/MODIS utilizado para el análisis de AOD. El producto MCD19A2, además de proporcionar AOD, incluye una variable denominada *Injection Height* (IH, por sus siglas en inglés), que representa la altura de inyección del humo, también referida en la bibliografía como altura de la pluma de humo —términos que suelen usarse indistintamente—. Esta variable resulta útil para la caracterización tanto de incendios como de emisiones producidas por ellos. Se obtiene en metros sobre el nivel del suelo y se reporta en las proximidades de focos de incendios detectados, siempre que la pluma de humo sea ópticamente densa y exhiba un contraste en la temperatura de brillo con respecto a la superficie terrestre adyacente no cubierta por humo (Lyapustin et al., 2020).

Esta variable también puede obtenerse a partir de otras dos plataformas satelitales: el instrumento *Multi-angle Imaging SpectroRadiometer* (MISR), a bordo del satélite Terra de la NASA (Kahn et al., 2007; Nelson et al., 2013), y el sistema lidar CALIOP, que forma parte de la misión CALIPSO (Labonne et al., 2007; Winker et al., 2009). Si bien estos satélites ofrecen observaciones a escala global, presentan limitaciones en cuanto a su frecuencia temporal: CALIOP tiene una resolución temporal de 8 a 16 días y MISR de 9 días.

Es de destacar que el material particulado fino producido durante la combustión no es visible en el canal de 11  $\mu\text{m}$  de MODIS. Por ende, las plumas de aerosol generadas por incendios se determinan por contraste térmico, ya que estos píxeles presentan una temperatura de brillo ( $T_b$ ) más baja en comparación con los píxeles adyacentes libres de humo. El contraste térmico observado en la pluma de humo se debe a una combinación de mecanismos físicos. El principal es la absorción de gases atrapados en la pluma ascendente y su posterior reemisión desde la altitud efectiva de la pluma. En condiciones

normales, la absorción por estos gases oscila entre un 7% y 10%, pero en el interior de una pluma de incendio, donde las concentraciones son mucho mayores, esta absorción puede incrementarse significativamente. Además, los incendios suelen liberar grandes cantidades de vapor de agua, que puede condensarse en gotas líquidas de entre 5 y 10  $\mu\text{m}$  en la parte superior de la pluma, formando nubes de tipo *pyrocumulus*, que también contribuyen al contraste térmico observado.

La estimación de la altura del humo en un píxel (i,j) con humo detectado por MAIAC se realiza cuando se cumplen tres condiciones:

- AOD a 0.47  $\mu\text{m}$  suficientemente alto ( $\geq 0.8$ );
- Estimación de la temperatura de brillo del suelo libre de humo ( $TbG$ );
- Contraste térmico  $\Delta Tb = TbG - Tb_{(ij)}$  positivo.

En esos casos, MAIAC calcula la altura de la pluma suponiendo una tasa de decaimiento térmico fija de 6.5 K/km, aplicando la Ecuación (2.5):

$$Ha = \Delta Tb / 6.5 \text{ (km)} \quad (2.5)$$

Lyapustin et al. (2020) reportan la validación de las observaciones de MAIAC/MODIS en comparación con las obtenidas por MISR y CALIPSO. Se detalla que, aproximadamente el 60% de los datos de MODIS (Terra) se ubican dentro de un margen de  $\pm 500$  m respecto a las alturas de pluma estimadas por MISR, presentando en promedio un sesgo de 450 m por debajo de estos valores. Este sesgo es esperable, dado que MAIAC proporciona una altura efectiva de la pluma, mientras que MISR reporta la altura máxima alcanzada por la misma. La comparación entre las observaciones de MODIS (Aqua) y de CALIOP/CALIPSO muestra estadísticas similares, con una desviación estándar de 458 m para la altura media de la pluma, y un sesgo promedio de 216 m por debajo de los valores de CALIOP.

Aunque se ha demostrado eficaz en muchos casos, la técnica empleada presenta limitaciones que deben ser tenidas en cuenta para una correcta interpretación de los resultados. En primer lugar, las concentraciones de gases emitidos disminuyen con el tiempo y la distancia respecto al foco del incendio, debido a procesos de dilución y reacciones químicas en fase gaseosa. Esta disminución reduce el contraste térmico detectado, lo cual puede ser erróneamente interpretado por la técnica como una disminución en la altura de la pluma. Este fenómeno restringe la aplicabilidad del método térmico a una determinada distancia de disipación desde el origen del fuego. En segundo

lugar, el método no resulta adecuado cuando el área cubierta por humo es muy extensa y no se puede obtener una estimación confiable de la temperatura de brillo del suelo libre de humo ( $T_bG$ ). Finalmente, la técnica térmica no está diseñada para incendios de pequeña escala, donde la emisión de gases es baja y no se genera un contraste térmico suficiente. Para mitigar esta limitación, se aplica un umbral empírico de  $AOD > 0.8$ .

### 2.3.3. Validación de datos satelitales

La cobertura nubosa constituye un factor determinante en los estudios basados en sensores ópticos, dado que tanto la recuperación del AOD como la detección de focos activos dependen de la disponibilidad de cielos despejados. En este sentido, la nubosidad representa una de las principales limitaciones para la teledetección óptica.

Con el fin de contextualizar este aspecto, se consideran los resultados de un estudio de 15 años realizado en Sudamérica que empleó el mismo algoritmo utilizado en esta tesis (MAIAC) (Prudente, 2020). Dicho estudio caracteriza, por estación del año, las fracciones de cobertura nubosa predominantes en la región. Se observa que, a diferencia de otras zonas del subcontinente, el centro-este de Argentina presenta una cobertura nubosa relativamente uniforme a lo largo del año, con valores comprendidos entre el 40% y el 60% en todas las estaciones. Este comportamiento implica que, aunque la presencia de nubes disminuye el número total de observaciones disponibles, la cantidad de datos útiles es comparable entre estaciones. En consecuencia, la nubosidad no introduce un sesgo sistemático que favorezca o perjudique de manera particular a alguna estación del año, permitiendo una evaluación consistente de datos obtenidos de sensores ópticos.

Para la validación de datos satelitales se suelen utilizar equipos de monitoreo in situ. En este sentido, la Aerosol Robotic Network (AERONET) constituye la principal red federada de observación terrestre y archivo público de datos (<https://aeronet.gsfc.nasa.gov/>) que, de forma continua, ha recolectado y almacenado información sobre aerosoles durante más de 30 años (Holben et al., 1998). Los instrumentos utilizados en esta red son fotómetros solares, abarcando ocho longitudes de onda (1640, 1020, 870, 675, 500, 440, 380 y 340 nm) (Holben et al., 2001). AERONET ofrece productos derivados de mediciones de radiación solar directa (DSR), como AOD y el exponente de Ångström; del Algoritmo de Deconvolución Espectral (SDA), como las fracciones de modo fino y grueso; y del código de inversión, como la distribución de tamaño, el albedo de dispersión simple, las funciones de fase y el índice de refracción complejo (Giles et al., 2019).

La descripción de la variable AOD se realizó en la sección 2.3.2.2. Otra variable comúnmente utilizada para caracterizar aerosoles mediante AERONET es el Exponente de Ångström (AE o  $\alpha$ ). El espesor óptico de un aerosol depende de la longitud de onda, de acuerdo con la ley potencial expresada mediante la Ecuación (2.6) como:

$$\frac{\tau\lambda}{\tau\lambda_0} = \left(\frac{\lambda}{\lambda_0}\right)^{-\alpha} \quad (2.6)$$

- $\tau\lambda$ : espesor óptico a una longitud de onda
- $\tau\lambda_0$ : espesor óptico correspondiente a una longitud de onda de referencia
- $A$ : exponente de Ångström del aerosol

El AE mide la tasa de cambio de AOD en función de diferentes longitudes de onda de la radiación solar y también es reportado por la red AERONET. El exponente de Ångström está inversamente relacionado con el tamaño promedio de las partículas que componen el aerosol: cuanto más pequeñas son las partículas, mayor es el valor del exponente. Un estudio previo que analizó el AE durante la temporada de incendios en Brasil, utilizando datos obtenidos mediante un fotómetro solar, encontró una buena correlación con otras propiedades de las partículas de aerosol (Reid et al., 2016).

Numerosos estudios han propuesto esquemas de clasificación de aerosoles basados en umbrales, empleando datos de DSR y SDA provenientes de AERONET (Chen et al., 2016; L. Otero, 2006). Entre los esquemas más comunes se encuentra la utilización de la relación entre AOD, en diferentes longitudes de onda, así como la Profundidad Relativa de Aerosoles (AROD), para establecer umbrales que permiten distinguir entre aerosoles marítimos, polvo desértico, aerosoles continentales, subcontinentales, urbanos/industriales y de quema de biomasa. Otros están basados en la Fracción de Modo Fino (FMF) en combinación con AOD. Por último, algunos utilizan la relación entre AOD y AE para establecer categorías de aerosoles.

Más recientemente se comenzaron a utilizar productos de inversión, los cuales proporcionan información detallada sobre las propiedades de los aerosoles, tales como el tamaño, la forma, la composición y su capacidad radiativa (W. Choi et al., 2021; Cúneo et al., 2022). No obstante, los productos de inversión son generalmente escasos en condiciones de bajo AOD, lo que limita la caracterización de aerosoles en sitios con estas condiciones (Scagliotti et al., 2024).

## 2.4. ESTADO DEL ARTE

### 2.4.1. Estudios previos de caracterización de incendios en la región

La caracterización de incendios mediante imágenes satelitales ha ganado relevancia ante el aumento de eventos extremos en el noreste de Argentina y áreas circundantes durante los últimos años. Las variables más comúnmente utilizadas para estudiar los regímenes de incendios son la frecuencia del fuego (Landi et al., 2021), la intensidad del fuego (Maillard et al., 2022) y la estacionalidad del fuego (Saucedo & Kurtz, 2025). Sin embargo, son pocos los estudios que han combinado diferentes variables para evaluar los patrones del fuego a escalas regionales y locales (Silva et al., 2021).

White (2019) analizó focos de incendios durante 2003 a 2017 usando el satélite AQUA en Sudamérica y determinó que Brasil registró la mayor ocurrencia de incendios, seguido por Argentina, Bolivia y Paraguay. Lizundia-Loiola et al. (2020), obtuvo resultados similares analizando área quemada. Vidal-Riveros et al. (2023b) detallan que en el Gran Chaco los estudios sobre la dinámica del fuego son desiguales: mientras algunas zonas han sido relativamente abordadas, el Chaco paraguayo sigue siendo la subregión menos investigada. San Martín et al. (2023) observó que el Chaco Seco—que representa el 73% de la superficie total del Chaco— presenta una estacionalidad unimodal de incendios, concentrada en los meses de invierno y primavera. En cambio, el Chaco Húmedo (el 23% restante) muestra una estacionalidad bimodal, con picos de incendios tanto en verano-otoño como en invierno-primavera.

Más recientemente un estudio orientado a la caracterización del área quemada en esta región desarrollado por Saucedo & Kurtz (2025), detalló que entre 2001 y 2022, se quemaron aproximadamente 80.728 km<sup>2</sup> en zonas de humedales del norte argentino. Si bien, los incendios se concentraron principalmente hacia el final del invierno, las áreas afectadas fueron mayores durante el verano. Por su parte, Pereira et al. (2022) estudió la estimación de humo por incendio en América del Sur y entre sus resultados destacó que el Poder Radiativo de Fuego (FRP) ofrece una representación más precisa de las emisiones de humo en grandes eventos que el área quemada.

El delta del río Paraná constituye otra región de especial interés dentro del área de estudio, dada la recurrencia e intensidad de los incendios registrados en la última década. Durante 2017 a 2022, los períodos de invierno y primavera registraron áreas quemadas que alcanzaron un total de 2439.57 km<sup>2</sup>, lo que representa más del 85% de la superficie de humedales (Del Valle et al., 2022). Además, durante septiembre 2022, Binet et al. (2024)

reportaron que el sensor VIIRS/Suomi-NPP registró un valor máximo diario de 10 gigavatios (GW) de FRP, evidenciando la magnitud extrema de ciertos eventos ígneos en la región. Durante el año 2020 se detectaron un total de 39.821 focos térmicos mediante el sensor VIIRS S-NPP, concentrándose el 39.8% de estos durante el mes de agosto, correspondiente al período invernal (Morandeira, 2021). Complementariamente, Peltzer et al. (2023) estudió durante 2020 el índice dNBR (Normalized Burn Ratio diferencial), utilizado para evaluar la severidad de incendios a partir de imágenes satelitales e indicó niveles de severidad de quema moderada (17.64%) a alta (52.94%) en el Delta del Paraná.

#### **2.4.2. Estudios previos de caracterización de calidad de aire en la región**

Existen estudios globales que contemplan la región de estudio como el de Mehta et al. (2016), que reporta bajos valores de AOD sobre gran parte de Sudamérica, en comparación con otras regiones del mundo para el período 2001–2014. No obstante, durante la primavera, destaca altos valores de AOD sobre Brasil. Meij et al. (2010) reportó resultados similares entre el 2000 y 2009 integrando datos de AERONET, MISIR y MODIS. Otro estudio global que empleó datos de MODIS demostró que, en Sudamérica, el tipo de aerosol predominante es el de aerosoles de humo, sobre todo en primavera (Ichoku et al., 2004). Puede notarse que la mayoría de estos estudios se centran en el uso de instrumentos satelitales como MODIS, MISR y en períodos entre 2000 y 2015.

Enfocándonos en la utilización del algoritmo MAIAC aplicado a los datos obtenidos por MODIS, se identificó un estudio global sobre la caracterización del AOD centrado en el período 2000–2019. Este trabajo reporta resultados similares a los previamente mencionados; sin embargo, resalta que, en el caso de Sudamérica, los datos MAIAC muestran una buena continuidad espacial del producto (Qin et al., 2021). Otro estudio centrado en la utilización de datos MAIAC/MODIS para Sudamérica durante 2000 al 2015 revela una distribución asimétrica de AOD, con más del 98% de los valores concentrados entre 0.01 y 1.0. Los valores de AOD superiores a 1.0 representan menos del 1.8%, y están principalmente asociados a quema de biomasa (Martins et al., 2017). Hasta el momento no existen estudios particulares de Sudamérica enfocados a la caracterización de AOD mediante MAIAC obtenido de observaciones del instrumento EPIC/DSCOVR.

En cuanto a observaciones lidar satelitales, el satélite CALIPSO ha sido utilizado para estudiar la estructura vertical de aerosoles en regiones de Sudamérica, aunque los estudios en el centro y noreste argentino aún son escasos. La mayoría de los estudios en la región se centran en la caracterización de nubes o tormentas de polvo mediante CALIPSO. En un

estudio que utilizó productos promediados mensuales de AOD del nivel 3 de CALIPSO durante el período 2006–2011, se compararon estas observaciones con los productos equivalentes de MODIS (Terra/Aqua). En el caso específico de las regiones afectadas por quema de biomasa en América del Sur, CALIPSO registró valores de AOD ligeramente superiores a los de MODIS durante la mayor parte del período analizado (Ma et al., 2013). Un estudio más reciente se enfocó en las propiedades ópticas y físicas de las nubes bajas y los aerosoles en Sudamérica entre 2006 y 2021. Para la región centro-noreste de Argentina, el análisis destacó los valores más altos de OPlc (probabilidad de presencia de nubes bajas) y AODlc (profundidad óptica de aerosoles asociada a nubes bajas). Se observó que tanto el AODlc como el OPlc alcanzan sus máximos durante los meses de septiembre a noviembre, lo que sugiere una mayor interacción entre aerosoles y formación de nubes en la primavera austral (Su et al., 2024).

Si bien el área seleccionada para esta tesis ha sido poco estudiada, resulta relevante mencionar que existen casos de estudio en otras regiones de Argentina en los que se ha analizado la relación entre los incendios y sus efectos en la contaminación atmosférica, resultando de referencia para esta tesis. En Córdoba, por ejemplo, se reportan valores de AOD obtenidos mediante MAIAC/MODIS que evidencian un aumento significativo en la carga de aerosoles durante el final del invierno y la primavera. Este incremento se debe a la influencia de aerosoles provenientes de la quema de biomasa, alcanzando valores máximos de AOD superiores a 0.35 (Della Ceca et al., 2018).

Regiones de la Patagonia también suelen ser afectadas por incendios. Existen estudios que destacan la relación entre los incendios y las emisiones de CO<sub>2</sub> (Defossé et al., 2011). Otro estudio que evaluó los efectos de los incendios de esta región utilizando datos satelitales de NO<sub>2</sub> y AOD, encontró correlaciones altas ( $\rho > 0.69$ ) entre observaciones y simulaciones, especialmente para la configuración de inyección de humo a 5,000 m, que arrojó el menor sesgo medio normalizado en AOD (29%) (García et al., 2024). Del mismo modo, en ciudades del norte argentino, como Tucumán, los incendios forestales constituyen una problemática recurrente, siendo objeto de múltiples estudios que han analizado tanto su frecuencia como sus consecuencias ambientales (Casasola et al., 2020; Gibilisco et al., 2025).

Por último, en Buenos Aires y Montevideo —dos grandes entornos urbanos presentes en el área de estudio— se han desarrollado estudios que reportan relaciones entre la ocurrencia de incendios y sus efectos sobre la contaminación atmosférica. En Buenos Aires

Provençal et al. (2017) reportó un valor medio de AOD de 0.153 entre 2003 y 2015, y destacó que las emisiones carbonosas se redujeron. Por otro lado, un estudio ha evidenciado que los incendios ocurridos en Australia generaron impactos en la calidad del aire de esta ciudad (Otero et al., 2020). Considerando Montevideo, un estudio más reciente sobre un evento específico ocurrido en 2020 también confirmó que los incendios por quema de biomasa registrados a aproximadamente 800 km al norte de la ciudad pueden afectar la atmósfera local debido al transporte de largo alcance de las emisiones (Osorio et al., 2024).

Estas observaciones se ven reforzadas por estudios sobre el transporte de contaminantes que identificó al Jet Sudamericano de Capas Bajas (SALLJ) como un fenómeno clave en el transporte regional de productos de la quema de biomasa desde el norte hacia ciudades como Buenos Aires (Ulke et al., 2011). Dicho transporte contribuye al aumento de la carga y de las propiedades ópticas de los aerosoles en la columna atmosférica sobre la región (Ulke, 2019). Estas observaciones fueron recientemente reforzadas por Mulena et al. (2024) quienes entre julio y diciembre 2019 encontraron una alta variabilidad en el valor medio diario de AOD en Pilar (Córdoba) y también se lo atribuyeron a incendios ocurridos en el norte del país. Asimismo, Olcese et al. (2014) también destacaron que las trayectorias de masas de aire que llegan al sitio del Centro Espacial Teófilo Tabanera (Córdoba) desde la región noreste, transportan una gran cantidad de partículas finas, probablemente asociadas con fuentes de quema de biomasa.

### **2.4.3. Validación de observaciones satelitales en la región**

AERONET es una de las principales redes utilizadas para la validación de los valores de AOD obtenidos mediante sensores satelitales. En Argentina, desde 1999, se instalaron fotómetros solares pertenecientes a esta red en diversos puntos del país. Existen estudios de caracterización de aerosoles realizados con datos de AERONET en Córdoba, Buenos Aires y Puerto Madryn, que datan del año 2000 (Otero et al., 2001). Incluso, entre 2012 y 2014, se llevaron a cabo caracterizaciones específicas en la región de la Patagonia utilizando cuatro fotómetros de la red AERONET (Otero et al., 2015). No obstante, la clasificación de aerosoles mediante AERONET todavía resulta un desafío. En América del Sur, no existen sitios con valores consistentemente altos de AOD, lo que limita la disponibilidad de productos de inversión obtenidos de los fotómetros de la red (Hamill et al., 2016). Como consecuencia, existe una relativa escasez de estudios sobre clasificación de aerosoles en esta región en comparación con otras partes del mundo.

Un estudio reciente empleó 19 años de datos de AERONET en Buenos Aires con el objetivo de clasificar los distintos tipos de aerosoles presentes en la capital de Argentina. Entre sus hallazgos más relevantes, se destaca que las partículas finas asociadas a la quema regional de biomasa durante la estación seca son responsables de un aumento significativo en la extinción óptica (Cúneo et al., 2022). Aunque otros autores advirtieron sobre las incertezas asociadas a la metodología empleada en este trabajo, para la clasificación de aerosoles (Scagliotti et al., 2024).

Los fotómetros solares de la red AERONET no solo fueron utilizados para la caracterización de aerosoles desde superficie, sino que también comenzaron a emplearse como referencia fundamental para la validación de observaciones satelitales de AOD. Actualmente, la mayoría de los estudios que emplean técnicas de teledetección satelital suelen reportar valores de referencia obtenidos in situ. Uno de los primeros estudios de intercomparación realizado para Sudamérica entre 2001 y 2007 analizó la relación entre AOD obtenidas por satélite (MODIS/Aqua-Terra) y las registradas desde superficie mediante la red AERONET, con especial atención a sitios fuertemente influenciados por emisiones de incendios durante la temporada de quema de biomasa (agosto–octubre). Los resultados mostraron una buena correlación general entre ambos conjuntos de datos ( $R^2 > 0.7$ ), con pendientes mayores a 1, lo cual indica una tendencia sistemática de MODIS a subestimar los valores bajos de AOD y a sobreestimarlos en valores elevados (Hoelzemann et al., 2009).

En los últimos 20 años, con el surgimiento de algoritmos mejorados, nuevos satélites y sensores estas validaciones entre datos satelitales y terrestres comenzaron a ser más relevantes. Dado el interés en caracterizar con mayor precisión la distribución espacial y temporal de aerosoles, otros trabajos han incorporado productos derivados de algoritmos como MAIAC, que ofrecen mayor resolución espacial y mejoras en la estimación de AOD sobre superficies complejas. Un resumen de los principales trabajos de validación para valores de AOD provistos por MAIAC/MODIS y AERONET en regiones de Sudamérica se presenta en la Tabla 2.4.

Por último, cabe mencionar que el algoritmo MAIAC aplicado a los datos del sensor EPIC, a bordo del satélite DSCOVR, recién comienza a ser utilizado. Por lo que, hasta el momento, solo se ha reportado un estudio de validación de carácter global que incluye observaciones sobre Sudamérica, en combinación con datos de AERONET para su validación (Lyapustin et al., 2021).

**Tabla 2.4 Reportes estadísticos previos de caracterización de correlación de AOD entre MAIAC (MODIS) y AERONET en Sudamérica.**

<b>Referencia</b>	<b>Región</b>	<b>Período</b>	<b>R</b>	<b>RMSE</b>
Qin et al. (2021)	Sudamérica	2000-2019	~ 0.7 - 0.9	~ 0.05 - 0.1
Lyapustin et al. (2018)	Sudamérica	2000-2016	~ 0.5 - 0.9	~ 0.03 - 0.2
Martins et al. (2017)	Sudamérica	2000-2015	~ 0.9	~ 0.07
Della Ceca et al. (2018)	Córdoba	2003-2015	~ 0.7	~ 0.04

A pesar del creciente interés en la caracterización de aerosoles originados por incendios, los estudios enfocados en períodos recientes y para la región centro-noreste de Argentina continúan siendo escasos. Esto aplica tanto al análisis de la dinámica de los incendios como a su impacto en la calidad del aire y en los perfiles verticales de aerosoles. Además, se observa una notoria carencia de trabajos que validen los datos satelitales más actuales mediante observaciones terrestres, lo que limita la robustez de las conclusiones actuales.

## 2.5. REFERENCIAS DEL CAPÍTULO

Abatzoglou, J. T., Williams, A. P., & Barbero, R. (2019). Global Emergence of Anthropogenic Climate Change in Fire Weather Indices. *Geophysical Research Letters*, 46(1), 326–336. <https://doi.org/10.1029/2018GL080959>

Archibald, S., Staver, A. C., & Levin, S. A. (2012). Evolution of human-driven fire regimes in Africa. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(3), 847–852. <https://doi.org/10.1073/pnas.1118648109>

Atkinson, R., & Lloyd, A. C. (1984). Evaluation of Kinetic and Mechanistic Data for Modeling of Photochemical Smog. *Journal of Physical and Chemical Reference Data*, 13(2), 315–444. <https://doi.org/10.1063/1.555710>

Barbosa, P. M., Grégoire, J.-M., & Pereira, J. M. C. (1999). An Algorithm for Extracting Burned Areas from Time Series of AVHRR GAC Data Applied at a Continental Scale. *Remote Sensing of Environment*, 69(3), 253–263. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00026-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00026-7)

Binet, M. V., Micheletti, M. I., & Piacentini, R. D. (2024). Propagation of NO<sub>2</sub> originated in intense fires in the Paraná River Delta analyzed from satellite observations. *Advances in Space Research*, 74(2), 682–694. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2024.04.030>

Bond, W. J., & Keane, R. E. (2017). Fires, Ecological Effects of ☆. In *Reference Module in Life Sciences*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809633-8.02098-7>

Bowman, D. M. J. S., Balch, J. K., Artaxo, P., Bond, W. J., Carlson, J. M., Cochrane, M. A., D'Antonio, C. M., DeFries, R. S., Doyle, J. C., Harrison, S. P., Johnston, F. H., Keeley, J. E., Krawchuk, M. A., Kull, C. A., Marston, J. B., Moritz, M. A., Prentice, I. C., Roos, C. I., Scott, A. C., ... Pyne, S. J. (2009). Fire in the Earth System. *Science*, 324(5926), 481–484. <https://doi.org/10.1126/science.1163886>

Bowman, D. M. J. S., Kolden, C. A., Abatzoglou, J. T., Johnston, F. H., van der Werf, G. R., & Flannigan, M. (2020). Vegetation fires in the Anthropocene. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(10), 500–515. <https://doi.org/10.1038/s43017-020-0085-3>

Bravo, S., Kunst, C., Gimenez, A., & Moglia, G. (2001). Fire regime of a *Elionorus muticus* Spreng. savanna, western Chaco region, Argentina. *International Journal of Wildland Fire*, 10(1), 65. <https://doi.org/10.1071/WF01014>

Cai, W., McPhaden, M. J., Grimm, A. M., Rodrigues, R. R., Taschetto, A. S., Garreaud, R. D., Dewitte, B., Poveda, G., Ham, Y.-G., Santoso, A., Ng, B., Anderson, W., Wang, G., Geng, T., Jo, H.-S., Marengo, J. A., Alves, L. M., Osman, M., Li, S., ... Vera, C. (2020). Climate impacts of the El

Niño–Southern Oscillation on South America. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(4), 215–231. <https://doi.org/10.1038/s43017-020-0040-3>

Calle, A., Casanova, J. L., & Romo, A. (2006). Fire detection and monitoring using MSG Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager (SEVIRI) data. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 111(G4). <https://doi.org/10.1029/2005JG000116>

Calvin, K., Dasgupta, D., Krinner, G., Mukherji, A., Thorne, P. W., Trisos, C., Romero, J., Aldunce, P., Barrett, K., Blanco, G., Cheung, W. W. L., Connors, S., Denton, F., Diongue-Niang, A., Dodman, D., Garschagen, M., Geden, O., Hayward, B., Jones, C., ... Ha, M. (2023). IPCC, 2023: Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland. <https://doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647>

Carstens, C., Bell, D. M., Sari Doré, F., Top, J., Dubois, C., Zhang, Y., Perrier, S., El Haddad, I., & Riva, M. (2025). Effects of Relative Humidity on Time-Resolved Molecular Characterization of Secondary Organic Aerosols from the OH-Initiated Oxidation of Cresol in the Presence of NO<sub>x</sub>. *Environmental Science & Technology*, 59(3), 1700–1711. <https://doi.org/10.1021/acs.est.4c08215>

Casasola, F., Pereyra, C., Prieto, M., Martorella, E., Brusca, S., Raponi, M., Ristori, P., & Otero, L. (2020). AEROSOL CLASSIFICATION FOR TUCUMÁN AERONET STATION, ARGENTINA. *Anales AFA*, 31(2), 39–45. <https://doi.org/10.31527/analesafa.2020.31.2.39>

Castesana, P., Diaz Resquin, M., Huneus, N., Puliafito, E., Darras, S., Gómez, D., Granier, C., Osses Alvarado, M., Rojas, N., & Dawidowski, L. (2022). PAPILA dataset: a regional emission inventory of reactive gases for South America based on the combination of local and global information. *Earth System Science Data*, 14(1), 271–293. <https://doi.org/10.5194/essd-14-271-2022>

Chen, Q. X., Yuan, Y., Shuai, Y., & Tan, H. P. (2016). Graphical aerosol classification method using aerosol relative optical depth. *Atmospheric Environment*, 135, 84–91. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOENV.2016.03.061>

Choi, M., Lyapustin, A., Schuster, G. L., Go, S., Wang, Y., Korin, S., Kahn, R., Reid, J. S., Hyer, E. J., Eck, T. F., Chin, M., Diner, D. J., Kalashnikova, O., Dubovik, O., Kim, J., & Moosmüller, H. (2024). Light-absorbing black carbon and brown carbon components of smoke aerosol from DSCOVR EPIC measurements over North America and central Africa. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 24(18), 10543–10565. <https://doi.org/10.5194/acp-24-10543-2024>

Choi, W., Lee, H., & Park, J. (2021). A First Approach to Aerosol Classification Using Space-Borne Measurement Data: Machine Learning-Based Algorithm and Evaluation. *Remote Sensing*, 13(4), 609. <https://doi.org/10.3390/rs13040609>

- Chuvieco, E., Aguado, I., Yebra, M., Nieto, H., Salas, J., Martín, M. P., Vilar, L., Martínez, J., Martín, S., Ibarra, P., de la Riva, J., Baeza, J., Rodríguez, F., Molina, J. R., Herrera, M. A., & Zamora, R. (2010). Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies. *Ecological Modelling*, 221(1), 46–58. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.11.017>
- Colville, R. N., Hutchinson, E. J., Mindell, J. S., & Warren, R. F. (2001). The transport sector as a source of air pollution. *Atmospheric Environment*, 35(9), 1537–1565. [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(00\)00551-3](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(00)00551-3)
- Cúneo, L., Ulke, A. G., & Cerne, B. (2022). Advances in the characterization of aerosol optical properties using long-term data from AERONET in Buenos Aires. *Atmospheric Pollution Research*, 13(3), 101360. <https://doi.org/10.1016/J.APR.2022.101360>
- Darkwah Williams Kweku, Odum Bismark, Addae Maxwell, Koomson Ato Desmond, Kwakye Benjamin Danso, Ewurabena Asante Oti-Mensah, Asenso Theophilus Quachie, & Buanya Beryl Adormaa. (2018). Greenhouse Effect: Greenhouse Gases and Their Impact on Global Warming . *Journal of Scientific Research & Reports*, 17(6), 1–9. <https://doi.org/10.9734/JSRR/2017/39630>
- de Meij, A., Pozzer, A., & Lelieveld, J. (2010). Global and regional trends in aerosol optical depth based on remote sensing products and pollutant emission estimates between 2000 and 2009. <https://doi.org/10.5194/acpd-10-30731-2010>
- Defossé, G. E., Loguercio, G., Oddi, F. J., Molina, J. C., & Kraus, P. D. (2011). Potential CO<sub>2</sub> emissions mitigation through forest prescribed burning: A case study in Patagonia, Argentina. *Forest Ecology and Management*, 261(12), 2243–2254. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2010.11.021>
- Del Valle, H., Sione, W. F., & Aceñolaza, P. G. (2022). Wetland Fire Assessment and Monitoring in the Paraná River Delta, Using Radar and Optical Data for Burnt Area Mapping. *Fire*, 5(6), 190. <https://doi.org/10.3390/fire5060190>
- Della Ceca, L. S., García Ferreyra, M. F., Lyapustin, A., Chudnovsky, A., Otero, L., Carreras, H., & Barnaba, F. (2018). Satellite-based view of the aerosol spatial and temporal variability in the Córdoba region (Argentina) using over ten years of high-resolution data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 145, 250–267. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.08.016>
- Dickerson, R. R. (1997). The Impact of Aerosols on Solar Ultraviolet Radiation and Photochemical Smog. *Science*, 278, 827–830. <https://doi.org/10.1126/science.278.5339.827>

ElSherbiny, S. M., Raithby, G. D., & Hollands, K. G. T. (1982). Heat Transfer by Natural Convection Across Vertical and Inclined Air Layers. *Journal of Heat Transfer*, 104(1), 96–102. <https://doi.org/10.1115/1.3245075>

Escuin, S., Navarro, R., & Fernández, P. (2008). Fire severity assessment by using NBR (Normalized Burn Ratio) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) derived from LANDSAT TM/ETM images. *International Journal of Remote Sensing*, 29(4), 1053–1073. <https://doi.org/10.1080/01431160701281072>

Feron, S., Cordero, R. R., Damiani, A., MacDonell, S., Pizarro, J., Goubanova, K., Valenzuela, R., Wang, C., Rester, L., & Beaulieu, A. (2024). South America is becoming warmer, drier, and more flammable. *Communications Earth & Environment*, 5(1), 501. <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01654-7>

Finlayson-Pitts, B. J., & Pitts, J. N. (2000). Overview of the Chemistry of Polluted and Remote Atmospheres. In *Chemistry of the Upper and Lower Atmosphere* (pp. 1–14). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-012257060-5/50003-4>

Freeborn, P. H., Wooster, M. J., Roy, D. P., & Cochrane, M. A. (2014). Quantification of MODIS fire radiative power (FRP) measurement uncertainty for use in satellite-based active fire characterization and biomass burning estimation. *Geophysical Research Letters*, 41(6), 1988–1994. <https://doi.org/10.1002/2013GL059086>

Gaffney, J. S., & Marley, N. A. (2009). The impacts of combustion emissions on air quality and climate – From coal to biofuels and beyond. *Atmospheric Environment*, 43(1), 23–36. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.09.016>

Garcia, M., Scavuzzo, C., Otero, L., & Curci, G. (2024). Evaluation of Modeled Smoke Plumes of Wildfires in the Argentinian Patagonia, Against Satellite Observations. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4723880>

Geirinhas, J. L., Russo, A. C., Libonati, R., Miralles, D. G., Ramos, A. M., Gimeno, L., & Trigo, R. M. (2023). Combined large-scale tropical and subtropical forcing on the severe 2019–2022 drought in South America. *Npj Climate and Atmospheric Science*, 6(1), 185. <https://doi.org/10.1038/s41612-023-00510-3>

Gelaro, R., McCarty, W., Suárez, M. J., Todling, R., Molod, A., Takacs, L., Randles, C. A., Darmenov, A., Bosilovich, M. G., Reichle, R., Wargan, K., Coy, L., Cullather, R., Draper, C., Akella, S., Buchard, V., Conaty, A., da Silva, A. M., Gu, W., ... Zhao, B. (2017). The Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications, Version 2 (MERRA-2). *Journal of Climate*, 30(14), 5419–5454. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0758.1>

Gibilisco, R. G., Aguilera Sammaritano, M., Reynoso Posse, F., Huber, K., Elizondo, J., Torkar, S., Ciancaglini, G., Schillman, B., Kurtenbach, R., Wiesen, P., Caggiano, A., Ben Altabef, A., & Teruel, M. (2025). Spatio-Temporal Distribution of PM 2.5 and its Association with Agricultural Fires in Northern Argentina. <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu25-11635>

Giglio, L., Schroeder, W., & Justice, C. O. (2016). The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment*, 178, 31–41. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2016.02.054>

Giles, D. M., Sinyuk, A., Sorokin, M. G., Schafer, J. S., Smirnov, A., Slutsker, I., Eck, T. F., Holben, B. N., Lewis, J. R., Campbell, J. R., Welton, E. J., Korin, S. V., & Lyapustin, A. I. (2019). Advancements in the Aerosol Robotic Network (AERONET) Version 3 database – automated near-real-time quality control algorithm with improved cloud screening for Sun photometer aerosol optical depth (AOD) measurements. *Atmospheric Measurement Techniques*, 12(1), 169–209. <https://doi.org/10.5194/amt-12-169-2019>

Givati, A., & Rosenfeld, D. (2004). Quantifying Precipitation Suppression Due to Air Pollution. *Journal of Applied Meteorology*, 43(7), 1038–1056. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2004\)043<1038:QPSDTA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2004)043<1038:QPSDTA>2.0.CO;2)

Hamill, P., Giordano, M., Ward, C., Giles, D., & Holben, B. (2016). An AERONET-based aerosol classification using the Mahalanobis distance. *Atmospheric Environment*, 140, 213–233. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2016.06.002>

Hannun, R. M., & Abdul Razzaq, A. H. (2022). Air Pollution Resulted from Coal, Oil and Gas Firing in Thermal Power Plants and Treatment: A Review. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1002(1), 012008. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1002/1/012008>

Hantson, S., Pueyo, S., & Chuvieco, E. (2015). Global fire size distribution is driven by human impact and climate. *Global Ecology and Biogeography*, 24(1), 77–86. <https://doi.org/10.1111/geb.12246>

Harrison, S. P., Prentice, I. C., Bloomfield, K. J., Dong, N., Forkel, M., Forrest, M., Ningthoujam, R. K., Pellegrini, A., Shen, Y., Baudena, M., Cardoso, A. W., Huss, J. C., Joshi, J., Oliveras, I., Pausas, J. G., & Simpson, K. J. (2021). Understanding and modelling wildfire regimes: an ecological perspective. *Environmental Research Letters*, 16(12), 125008. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac39be>

Hoelzemann, J. J., Longo, K. M., Fonseca, R. M., do Rosário, N. M. E., Elbern, H., Freitas, S. R., & Pires, C. (2009). Regional representativity of AERONET observation sites during the biomass burning season in South America determined by correlation studies with MODIS Aerosol Optical

Depth. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D13).  
<https://doi.org/10.1029/2008JD010369>

Hoff, R. M., & Christopher, S. A. (2009). Remote Sensing of Particulate Pollution from Space: Have We Reached the Promised Land? *Journal of the Air & Waste Management Association*, 59(6), 645–675. <https://doi.org/10.3155/1047-3289.59.6.645>

Holben, B. N., Eck, T. F., Slutsker, I., Tarré, D., Buis, J. P., Setzer, A., Vermote, E., Reagan, J. A., Kaufman, Y. J., Nakajima, T., Lavenu, F., Jankowiak, I., & Smirnov, A. (1998). AERONET—A Federated Instrument Network and Data Archive for Aerosol Characterization. *Remote Sensing of Environment*, 66(1), 1–16. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00031-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00031-5)

Holben, B. N., Tanré, D., Smirnov, A., Eck, T. F., Slutsker, I., Abuhassan, N., Newcomb, W. W., Schafer, J. S., Chatenet, B., Lavenu, F., Kaufman, Y. J., Castle, J. Vande, Setzer, A., Markham, B., Clark, D., Frouin, R., Halthore, R., Kameli, A., O'Neill, N. T., ... Zibordi, G. (2001). An emerging ground-based aerosol climatology: Aerosol optical depth from AERONET. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 106(D11), 12067–12097. <https://doi.org/10.1029/2001JD900014>

Holopainen, J. K., & Gershenzon, J. (2010). Multiple stress factors and the emission of plant VOCs. *Trends in Plant Science*, 15(3), 176–184. <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2010.01.006>

Houghton, R. A., House, J. I., Pongratz, J., Van der Werf, G. R., DeFries, R. S., Hansen, M. C., Le Quéré, C., & Ramankutty, N. (2012). Carbon emissions from land use and land-cover change. *Biogeosciences*, 9(12), 5125–5142. <https://doi.org/10.5194/bg-9-5125-2012>

Hsu, N. C., Jeong, M. J., Bettenhausen, C., Sayer, A. M., Hansell, R., Seftor, C. S., Huang, J., & Tsay, S. C. (2013). Enhanced Deep Blue aerosol retrieval algorithm: The second generation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(16), 9296–9315. <https://doi.org/10.1002/jgrd.50712>

Hudak, A. T., Morgan, P., Bobbitt, M. J., Smith, A. M. S., Lewis, S. A., Lentile, L. B., Robichaud, P. R., Clark, J. T., & McKinley, R. A. (2007). The Relationship of Multispectral Satellite Imagery to Immediate Fire Effects. *Fire Ecology*, 3(1), 64–90. <https://doi.org/10.4996/fireecology.0301064>

Huneus, N., Denier van der Gon, H., Castesana, P., Menares, C., Granier, C., Granier, L., Alonso, M., de Fatima Andrade, M., Dawidowski, L., Gallardo, L., Gomez, D., Klimont, Z., Janssens-Maenhout, G., Osses, M., Puliafito, S. E., Rojas, N., Ccoyllo, O. S., Tolvett, S., & Ynoue, R. Y. (2020). Evaluation of anthropogenic air pollutant emission inventories for South America at national and city scale. *Atmospheric Environment*, 235, 117606. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOENV.2020.117606>

- Hunt, W. H., Winker, D. M., Vaughan, M. A., Powell, K. A., Lucker, P. L., & Weimer, C. (2009). CALIPSO Lidar Description and Performance Assessment. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 26(7), 1214–1228. <https://doi.org/10.1175/2009JTECHA1223.1>
- Ichoku, C., Kaufman, Y. J., Remer, L. A., & Levy, R. (2004). Global aerosol remote sensing from MODIS. *Advances in Space Research*, 34(4), 820–827. <https://doi.org/10.1016/J.ASR.2003.07.071>
- Jackson, J. M., Liu, H., Laszlo, I., Kondragunta, S., Remer, L. A., Huang, J., & Huang, H. (2013). Suomi-NPP VIIRS aerosol algorithms and data products. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(22). <https://doi.org/10.1002/2013JD020449>
- Jensen, J. R. (2007). *Remote sensing of the environment: An Earth resource perspective* (2nd ed.). Pearson Prentice Hall.
- Kahn, R. A., Li, W. -H., Moroney, C., Diner, D. J., Martonchik, J. V., & Fishbein, E. (2007). Aerosol source plume physical characteristics from space-based multiangle imaging. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 112(D11). <https://doi.org/10.1029/2006JD007647>
- Kandus, P., & Malvárez, A. I. (2004). Vegetation patterns and change analysis in the lower delta islands of the Parana River (Argentina). *Wetlands*, 24, 620–632. [https://doi.org/https://doi.org/10.1672/0277-5212\(2004\)024\[0620:VPACAI\]2.0.CO;2](https://doi.org/https://doi.org/10.1672/0277-5212(2004)024[0620:VPACAI]2.0.CO;2)
- Kaufman, Y. J., Justice, C. O., Flynn, L. P., Kendall, J. D., Prins, E. M., Giglio, L., Ward, D. E., Menzel, W. P., & Setzer, A. W. (1998). Potential global fire monitoring from EOS-MODIS. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 103(D24), 32215–32238. <https://doi.org/10.1029/98JD01644>
- Keane, R. E. (2015). *Wildland Fuel Fundamentals and Applications*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-09015-3>
- Keeley, J. E. (2009). Fire intensity, fire severity and burn severity: a brief review and suggested usage. *International Journal of Wildland Fire*, 18(1), 116. <https://doi.org/10.1071/WF07049>
- Kim, M.-H., Omar, A. H., Tackett, J. L., Vaughan, M. A., Winker, D. M., Trepte, C. R., Hu, Y., Liu, Z., Poole, L. R., Pitts, M. C., Kar, J., & Magill, B. E. (2018). The CALIPSO version 4 automated aerosol classification and lidar ratio selection algorithm. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(11), 6107–6135. <https://doi.org/10.5194/amt-11-6107-2018>
- Krawchuk, M. A., & Moritz, M. A. (2011). Constraints on global fire activity vary across a resource gradient. *Ecology*, 92(1), 121–132. <https://doi.org/10.1890/09-1843.1>

- Labonne, M., Bréon, F., & Chevallier, F. (2007). Injection height of biomass burning aerosols as seen from a spaceborne lidar. *Geophysical Research Letters*, 34(11). <https://doi.org/10.1029/2007GL029311>
- Landi, M. A., Di Bella, C. M., Bravo, S. J., & Bellis, L. M. (2021). Structural resistance and functional resilience of the Chaco forest to wildland fires: an approach with MODIS time series. *Austral Ecology*, 46(2), 277–289. <https://doi.org/10.1111/aec.12977>
- Leone, J. A., & Seinfeld, J. H. (1985). Comparative analysis of chemical reaction mechanisms for photochemical smog. *Atmospheric Environment* (1967), 19(3), 437–464. [https://doi.org/10.1016/0004-6981\(85\)90166-0](https://doi.org/10.1016/0004-6981(85)90166-0)
- Levenberg, K. (1944). A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, 2(2), 164–168. <https://doi.org/10.1090/qam/10666>
- Levy, R. C., Mattoo, S., Munchak, L. A., Remer, L. A., Sayer, A. M., Patadia, F., & Hsu, N. C. (2013). The Collection 6 MODIS aerosol products over land and ocean. *Atmospheric Measurement Techniques*, 6(11), 2989–3034. <https://doi.org/10.5194/amt-6-2989-2013>
- Levy, R. C., Remer, L. A., & Dubovik, O. (2007). Global aerosol optical properties and application to Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer aerosol retrieval over land. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 112(D13). <https://doi.org/10.1029/2006JD007815>
- Li, C. (2007). Quantifying greenhouse gas emissions from soils: Scientific basis and modeling approach. *Soil Science and Plant Nutrition*, 53(4), 344–352. <https://doi.org/10.1111/j.1747-0765.2007.00133.x>
- Likens, G. E., Bormann, F. H., & Johnson, N. M. (1972). Acid rain. *Environment: Science and Policy for Sustainable Development*, 14(2), 33–40.
- Liu, Z., Kar, J., Zeng, S., Tackett, J., Vaughan, M., Avery, M., Pelon, J., Getzewich, B., Lee, K.-P., Magill, B., Omar, A., Lucker, P., Trepte, C., & Winker, D. (2019). Discriminating between clouds and aerosols in the CALIOP version 4.1 data products. *Atmospheric Measurement Techniques*, 12(1), 703–734. <https://doi.org/10.5194/amt-12-703-2019>
- Liu, Z., Omar, A., Vaughan, M., Hair, J., Kittaka, C., Hu, Y., Powell, K., Trepte, C., Winker, D., Hostetler, C., Ferrare, R., & Pierce, R. (2008). CALIPSO lidar observations of the optical properties of Saharan dust: A case study of long-range transport. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D7). <https://doi.org/10.1029/2007JD008878>

- Lizundia-Loiola, J., Pettinari, M. L., & Chuvieco, E. (2020). Temporal Anomalies in Burned Area Trends: Satellite Estimations of the Amazonian 2019 Fire Crisis. *Remote Sensing*, 12(1), 151. <https://doi.org/10.3390/rs12010151>
- Lyapustin, A., Wang, Y., Go, S., Choi, M., Korkin, S., Huang, D., Knyazikhin, Y., Blank, K., & Marshak, A. (2021). Atmospheric Correction of DSCOVR EPIC: Version 2 MAIAC Algorithm. *Frontiers in Remote Sensing*, 2. <https://doi.org/10.3389/frsen.2021.748362>
- Lyapustin, A., Wang, Y., Korkin, S., & Huang, D. (2018). MODIS Collection 6 MAIAC algorithm. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(10), 5741–5765. <https://doi.org/10.5194/amt-11-5741-2018>
- Lyapustin, A., Wang, Y., Korkin, S., Kahn, R., & Winker, D. (2020). MAIAC Thermal Technique for Smoke Injection Height From MODIS. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(5), 730–734. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2936332>
- Lyapustin, A., Wang, Y., Laszlo, I., Kahn, R., Korkin, S., Remer, L., Levy, R., & Reid, J. S. (2011). Multiangle implementation of atmospheric correction (MAIAC): 2. Aerosol algorithm. *Journal of Geophysical Research*, 116(D3), D03211. <https://doi.org/10.1029/2010JD014986>
- Lyapustin, A., Wang, Y., Laszlo, I., & Korkin, S. (2012). Improved cloud and snow screening in MAIAC aerosol retrievals using spectral and spatial analysis. *Atmospheric Measurement Techniques*, 5(4), 843–850. <https://doi.org/10.5194/amt-5-843-2012>
- Ma, X., Bartlett, K., Harmon, K., & Yu, F. (2013). Comparison of AOD between CALIPSO and MODIS: significant differences over major dust and biomass burning regions. *Atmospheric Measurement Techniques*, 6(9), 2391–2401. <https://doi.org/10.5194/amt-6-2391-2013>
- Mahilang, M., Deb, M. K., & Pervez, S. (2021). Biogenic secondary organic aerosols: A review on formation mechanism, analytical challenges and environmental impacts. *Chemosphere*, 262, 127771. <https://doi.org/10.1016/J.CHEMOSPHERE.2020.127771>
- Mahmoud, M., Ramadan, M., Naher, S., Pullen, K., & Olabi, A. G. (2021). The impacts of different heating systems on the environment: A review. *Science of The Total Environment*, 766, 142625. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2020.142625>
- Maillard, O., Herzog, S. K., Soria-Auza, R. W., & Vides-Almonacid, R. (2022). Impact of Fires on Key Biodiversity Areas (KBAs) and Priority Bird Species for Conservation in Bolivia. *Fire*, 5(1), 4. <https://doi.org/10.3390/fire5010004>

Marengo, J. A., Cunha, A. P., Cuartas, L. A., Deusdará Leal, K. R., Broedel, E., Seluchi, M. E., Michelin, C. M., De Praga Baião, C. F., Chuchón Angulo, E., Almeida, E. K., Kazmierczak, M. L., Mateus, N. P. A., Silva, R. C., & Bender, F. (2021). Extreme Drought in the Brazilian Pantanal in 2019–2020: Characterization, Causes, and Impacts. *Frontiers in Water*, 3. <https://doi.org/10.3389/frwa.2021.639204>

Marquardt, D. W. (1963). An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2), 431–441. <https://doi.org/10.1137/0111030>

Marshak, A., Herman, J., Adam, S., Karin, B., Carn, S., Cede, A., Geogdzhayev, I., Huang, D., Huang, L.-K., Knyazikhin, Y., Kowalewski, M., Krotkov, N., Lyapustin, A., McPeters, R., Meyer, K. G., Torres, O., & Yang, Y. (2018). Earth Observations from DSCOVR EPIC Instrument. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 99(9), 1829–1850. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-17-0223.1>

Martins, V. S., Lyapustin, A., de Carvalho, L. A. S., Barbosa, C. C. F., & Novo, E. M. L. M. (2017). Validation of high-resolution MAIAC aerosol product over South America. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(14), 7537–7559. <https://doi.org/10.1002/2016JD026301>

Mehta, M., Singh, R., Singh, A., Singh, N., & Anshumali. (2016). Recent global aerosol optical depth variations and trends — A comparative study using MODIS and MISR level 3 datasets. *Remote Sensing of Environment*, 181, 137–150. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2016.04.004>

Mhawish, A., Banerjee, T., Sorek-Hamer, M., Lyapustin, A., Broday, D. M., & Chatfield, R. (2019). Comparison and evaluation of MODIS Multi-angle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) aerosol product over South Asia. *Remote Sensing of Environment*, 224, 12–28. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.033>

Morandeira, N. S. (2021). MONITORING ACTIVE FIRES IN THE LOWER PARANÁ RIVER FLOODPLAIN: ANALYSIS AND REPRODUCIBLE REPORTS ON SATELLITE THERMAL HOTSPOTS. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVI-4/W2-2021, 109–114. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVI-4-W2-2021-109-2021>

Morgan, P., Keane, R. E., Dillon, G. K., Jain, T. B., Hudak, A. T., Karau, E. C., Sikkink, P. G., Holden, Z. A., & Strand, E. K. (2014). Challenges of assessing fire and burn severity using field measures, remote sensing and modelling. *International Journal of Wildland Fire*, 23(8), 1045. <https://doi.org/10.1071/WF13058>

- Mulena, G. C., Asmi, E. M., Ruiz, J. J., Pallotta, J. V., & Jin, Y. (2024). Biomass Burning Aerosol Observations and Transport over Northern and Central Argentina: A Case Study. *Remote Sensing*, 16(10), 1780. <https://doi.org/10.3390/rs16101780>
- Nanda, S., de Graaf, M., Sneep, M., de Haan, J. F., Stammes, P., Sanders, A. F. J., Tuinder, O., Veefkind, J. P., & Levelt, P. F. (2018). Error sources in the retrieval of aerosol information over bright surfaces from satellite measurements in the oxygen A band. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(1), 161–175. <https://doi.org/10.5194/amt-11-161-2018>
- Nanda, S., de Graaf, M., Veefkind, J. P., Sneep, M., ter Linden, M., Sun, J., & Levelt, P. F. (2020). A first comparison of TROPOMI aerosol layer height (ALH) to CALIOP data. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(6), 3043–3059. <https://doi.org/10.5194/amt-13-3043-2020>
- Nelson, D., Garay, M., Kahn, R., & Dunst, B. (2013). Stereoscopic Height and Wind Retrievals for Aerosol Plumes with the MISR Interactive eXplorer (MINX). *Remote Sensing*, 5(9), 4593–4628. <https://doi.org/10.3390/rs5094593>
- Olcese, L. E., Palancar, G. G., & Toselli, B. M. (2014). Aerosol optical properties in central Argentina. *Journal of Aerosol Science*, 68, 25–37. <https://doi.org/10.1016/j.jaerosci.2013.11.003>
- Osorio, M., Agesta, A., Bösch, T., Casaballe, N., Richter, A., Alvarado, L. M. A., & Frins, E. (2024). Measurement report: Combined use of MAX-DOAS and AERONET ground-based measurements in Montevideo, Uruguay, for the detection of distant biomass burning. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 24(12), 7447–7465. <https://doi.org/10.5194/acp-24-7447-2024>
- Otero, L. (2006). Espesor óptico de aerosoles durante el año 2002 para diez estaciones pertenecientes a la red AERONET-NASA Aerosol. *Opt. Pura Apl.*, 39(4), 335. [www.sedoptica.es](http://www.sedoptica.es)
- Otero, L. A., Ristori, P. R., Papandrea, S., Pallotta, J., D'Elia, R., & Quel, E. J. (2015). Mediciones en la patagonia argentina de espesor óptico de aerosoles con fotómetros solares de la red AERONET. *Anales (Asociación Física Argentina)*, 26(4), 186–189. [https://www.scielo.org/ar/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1850-11682015000400007&lng=es&nrm=iso&tlng=en](https://www.scielo.org/ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1850-11682015000400007&lng=es&nrm=iso&tlng=en)
- Otero, L., Casasola, F., Pereyra, C., Prieto, M., Brusca, S., & Ristori, P. (2020). AUSTRALIAN AEROSOL LAYERS OVER ARGENTINE TERRITORY DURING NOVEMBER 2019. *Anales AFA*, 31(1), 1–6. <https://doi.org/10.31527/analesafa.2020.31.1.1>
- Otero, L., Ristori, P., Fochesatto, J., Flamant, H., Wolfram, E., Quel, E., Piacentini, R., Holben, B., & Mc Clain, C. (2001). Aerosoles atmosféricos medidos en diferentes lugares de la argentina con la red AERONET / NASA. *ANALES AFA*, 13.

- Peltzer, P. M., Boccioni, A. P. C., Lorenzón, R. E., Bortoluzzi, A., Peña, N., Attademo, A. M., Bassó, A., León, E. J., Beltzer, A. H., & Lajmanovich, R. C. (2023). Effects of man-made fires on wetlands of the paraná river in argentina: perspectives of ecological restoration. *Oecologia Australis*, 27(4). <https://doi.org/10.4257/oeco.2023.2704.01>
- Penman, T. D., Bradstock, R. A., & Price, O. (2013). Modelling the determinants of ignition in the Sydney Basin, Australia: implications for future management. *International Journal of Wildland Fire*, 22(4), 469–478. <https://doi.org/10.1071/WF12027>
- Pereira, G., Longo, K. M., Freitas, S. R., Mataveli, G., Oliveira, V. J., Santos, P. R., Rodrigues, L. F., & Cardozo, F. S. (2022). Improving the south America wildfires smoke estimates: Integration of polar-orbiting and geostationary satellite fire products in the Brazilian biomass burning emission model (3BEM). *Atmospheric Environment*, 273, 118954. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOSENV.2022.118954>
- Pettorelli, N., Vik, J. O., Mysterud, A., Gaillard, J.-M., Tucker, C. J., & Stenseth, N. Chr. (2005). Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology & Evolution*, 20(9), 503–510. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>
- Piacentini, R. D., Valle Seijo, M. F., & Pani, A. (2024). Impact of ENSO events and climate change on soil drying. *Drying Technology*, 42(9), 1395–1396. <https://doi.org/10.1080/07373937.2024.2365120>
- Prins, E. M., Feltz, J. M., Menzel, W. P., & Ward, D. E. (1998). An overview of GOES-8 diurnal fire and smoke results for SCAR-B and 1995 fire season in South America. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 103, 31821–31835. <https://doi.org/10.1029/98JD01720>
- Provençal, S., Kishcha, P., da Silva, A. M., Elhacham, E., & Alpert, P. (2017). AOD distributions and trends of major aerosol species over a selection of the world's most populated cities based on the 1st version of NASA's MERRA Aerosol Reanalysis. *Urban Climate*, 20, 168–191. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2017.04.001>
- Prudente, VHR, Martins, VS, Vieira, DC, De França E Silva, NR, Adami, M., & Sanches, ID (2020). Limitations of cloud cover for optical remote sensing of agricultural areas across South America. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 20, 100414. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100414>
- Puliafito, S. E., Bolaño-Ortiz, T. R., Fernandez, R. P., Berná, L. L., Pascual-Flores, R. M., Urquiza, J., López-Noreña, A. I., & Tames, M. F. (2021). High-resolution seasonal and decadal inventory of anthropogenic gas-phase and particle emissions for Argentina. *Earth System Science Data*, 13(10), 5027–5069. <https://doi.org/10.5194/essd-13-5027-2021>

- Pyne, S. J., Andrews, P. L., & Laven, R. D. (1996). *Introduction to wildland fire*. (2nd ed.). Wiley.
- Qin, W., Fang, H., Wang, L., Wei, J., Zhang, M., Su, X., Bilal, M., & Liang, X. (2021). MODIS high-resolution MAIAC aerosol product: Global validation and analysis. *Atmospheric Environment*, 264, 118684. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2021.118684>
- Reid, C. E., Brauer, M., Johnston, F. H., Jerrett, M., Balmes, J. R., & Elliott, C. T. (2016). Critical Review of Health Impacts of Wildfire Smoke Exposure. *Environmental Health Perspectives*, 124(9), 1334–1343. <https://doi.org/10.1289/ehp.1409277>
- Rodhe, H. (1990). A Comparison of the Contribution of Various Gases to the Greenhouse Effect. *Science*, 248(4960), 1217–1219. <https://doi.org/10.1126/science.248.4960.1217>
- Salomonson, V. V., Barnes, W. L., Maymon, P. W., Montgomery, H. E., & Ostrow, H. (1989). MODIS: advanced facility instrument for studies of the Earth as a system. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(2), 145–153. <https://doi.org/10.1109/36.20292>
- San Martín, R., Otlé, C., & Sörensson, A. (2023). Fires in the South American Chaco, from dry forests to wetlands: response to climate depends on land cover. *Fire Ecology*, 19(1), 57. <https://doi.org/10.1186/s42408-023-00212-4>
- Sanders, A. F. J., de Haan, J. F., Sneep, M., Apituley, A., Stammes, P., Vieitez, M. O., Tilstra, L. G., Tuinder, O. N. E., Koning, C. E., & Veefkind, J. P. (2015). Evaluation of the operational Aerosol Layer Height retrieval algorithm for Sentinel-5 Precursor: application to O<sub>2</sub> A band observations from GOME-2A. *Atmospheric Measurement Techniques*, 8(11), 4947–4977. <https://doi.org/10.5194/amt-8-4947-2015>
- Saucedo, G. I., & Kurtz, D. B. (2025). Seasonality and post fire recovery in a wetland dominated region: Insights from satellite data analysis in northern Argentina. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 37, 101480. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101480>
- Saucedo, G. I., Perucca, R., & Kurtz, D. (2023). Las causas de los incendios de principios del año 2022 en la provincia de Corrientes. *Ecología Austral*, 33(1), 273–284. <https://doi.org/10.25260/EA.23.33.1.0.2020>
- Scagliotti, A. F., Urquiza, J., Tames, M. F., Puliafito, S. E., & Diez, S. C. (2024). Uncertainties Assessment of Regional Aerosol Classification Schemes in South America. *Earth Systems and Environment*, 8(4), 1127–1158. <https://doi.org/10.1007/s41748-024-00423-y>

Schroeder, W., Oliva, P., Giglio, L., & Csiszar, I. A. (2014). The New VIIRS 375 m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment. *Remote Sensing of Environment*, 143, 85–96. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.008>

Schroeder, W., Oliva, P., Giglio, L., Quayle, B., Lorenz, E., & Morelli, F. (2016). Active fire detection using Landsat-8/OLI data. *Remote Sensing of Environment*, 185, 210–220. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2015.08.032>

Schroeder, W., Prins, E., Giglio, L., Csiszar, I., Schmidt, C., Morissette, J., & Morton, D. (2008). Validation of GOES and MODIS active fire detection products using ASTER and ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 2711–2726. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2008.01.005>

Seinfeld, J. H., & Pandis, S. N. (2016). *Atmospheric Chemistry and Physics: From Air Pollution to Climate Change*. (3rd Edition.). Wiley.

Sharkey, T. D., Wiberley, A. E., & Donohue, A. R. (2007). Isoprene Emission from Plants: Why and How. *Annals of Botany*, 101(1), 5–18. <https://doi.org/10.1093/aob/mcm240>

Silva, P. S., Nogueira, J., Rodrigues, J. A., Santos, F. L. M., Pereira, J. M. C., DaCamara, C. C., Daldegan, G. A., Pereira, A. A., Peres, L. F., Schmidt, I. B., & Libonati, R. (2021). Putting fire on the map of Brazilian savanna ecoregions. *Journal of Environmental Management*, 296, 113098. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2021.113098>

Stewart, C., Damby, D. E., Horwell, C. J., Elias, T., Ilyinskaya, E., Tomašek, I., Longo, B. M., Schmidt, A., Carlsen, H. K., Mason, E., Baxter, P. J., Cronin, S., & Witham, C. (2022). Volcanic air pollution and human health: recent advances and future directions. *Bulletin of Volcanology*, 84(1), 11. <https://doi.org/10.1007/s00445-021-01513-9>

Su, B., Lin, D., Liu, Z., Wu, Q., Song, W., & Zhang, M. (2024). Optical–Physical Characteristics of Low Clouds and Aerosols in South America Based on Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observation. *Atmosphere*, 15(12), 1513. <https://doi.org/10.3390/atmos15121513>

Superczynski, S. D., Kondragunta, S., & Lyapustin, A. I. (2017). Evaluation of the multi-angle implementation of atmospheric correction (MAIAC) aerosol algorithm through intercomparison with VIIRS aerosol products and AERONET. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(5), 3005–3022. <https://doi.org/10.1002/2016JD025720>

Swinehart, D. F. (1962). The Beer-Lambert Law. *Journal of Chemical Education*, 39(7), 333. <https://doi.org/10.1021/ed039p333>

- Syphard, A. D., Radeloff, V. C., Keeley, J. E., Hawbaker, T. J., Clayton, M. K., Stewart, S. I., & Hammer, R. B. (2007). HUMAN INFLUENCE ON CALIFORNIA FIRE REGIMES. *Ecological Applications*, 17(5), 1388–1402. <https://doi.org/10.1890/06-1128.1>
- Szpakowski, D., & Jensen, J. (2019). A Review of the Applications of Remote Sensing in Fire Ecology. *Remote Sensing*, 11(22), 2638. <https://doi.org/10.3390/rs11222638>
- Tan, Z. (2014). *Air Pollution and Greenhouse Gases*. Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-287-212-8>
- Tanatachalert, T., & Jumlongkul, A. (2023). Correlation Between Relative Humidity and Particulate Matter During the Ongoing of Pandemic: A Systematic Review. *Aerosol Science and Engineering*, 7(3), 295–302. <https://doi.org/10.1007/s41810-023-00186-5>
- Turner, M. G. (2010). Disturbance and landscape dynamics in a changing world. *Ecology*, 91(10), 2833–2849. <https://doi.org/10.1890/10-0097.1>
- Ulke, A. G. (2019). Influence of Regional Transport Mechanisms on the Fingerprint of Biomass-Burning Aerosols in Buenos Aires. *Advances in Meteorology*, 2019, 1–13. <https://doi.org/10.1155/2019/6792161>
- Ulke, G. A., Maria, K., & de Freitas, S. R. (2011). Biomass Burning in South America: Transport Patterns and Impacts. In *Biomass - Detection, Production and Usage*. InTech. <https://doi.org/10.5772/19264>
- Urbanski, S. P., Hao, W. M., & Baker, S. (2008). Chapter 4 Chemical Composition of Wildland Fire Emissions. *Developments in Environmental Science*, 8, 79–107. [https://doi.org/10.1016/S1474-8177\(08\)00004-1](https://doi.org/10.1016/S1474-8177(08)00004-1)
- Ürge-Vorsatz, D., Cabeza, L. F., Serrano, S., Barreneche, C., & Petrichenko, K. (2015). Heating and cooling energy trends and drivers in buildings. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 41, 85–98. <https://doi.org/10.1016/J.RSER.2014.08.039>
- Vallero, D. (2014). The Science of Air Pollution. *Fundamentals of Air Pollution*, 43–81. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-401733-7.00003-7>
- Van der Werf, G. R., Randerson, J. T., Giglio, L., Gobron, N., & Dolman, A. J. (2008). Climate controls on the variability of fires in the tropics and subtropics. *Global Biogeochemical Cycles*, 22(3). <https://doi.org/10.1029/2007GB003122>

Van der Werf, G.R., Randerson, J.T., van Wees, D. *et al.* Landscape fire emissions from the 5<sup>th</sup> version of the Global Fire Emissions Database (GFED5). *Sci Data* **12**, 1870 (2025). <https://doi.org/10.1038/s41597-025-06127-w>

Vaughan, M. A., Powell, K. A., Winker, D. M., Hostetler, C. A., Kuehn, R. E., Hunt, W. H., Getzewich, B. J., Young, S. A., Liu, Z., & McGill, M. J. (2009). Fully Automated Detection of Cloud and Aerosol Layers in the CALIPSO Lidar Measurements. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, *26*(10), 2034–2050. <https://doi.org/10.1175/2009JTECHA1228.1>

Veefkind, J. P., Aben, I., McMullan, K., Förster, H., de Vries, J., Otter, G., Claas, J., Eskes, H. J., ... Levelt, P. F. (2012). TROPOMI on the ESA Sentinel-5 Precursor: A GMES mission for global observations of the atmospheric composition for climate, air quality and ozone layer applications. *Remote Sensing of Environment*, *120*, 70–83. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.027>

Vernier, J. P., Pommereau, J. P., Garnier, A., Pelon, J., Larsen, N., Nielsen, J., Christensen, T., Cairo, F., Thomason, L. W., Leblanc, T., & McDermid, I. S. (2009). Tropical stratospheric aerosol layer from CALIPSO lidar observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, *114*(D4). <https://doi.org/10.1029/2009JD011946>

Vidal-Riveros, C., Souza-Alonso, P., Bravo, S., Laino, R., & Ngo Bieng, M. A. (2023a). A review of wildfires effects across the Gran Chaco region. *Forest Ecology and Management*, *549*, 121432. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2023.121432>

Vidal-Riveros, C., Souza-Alonso, P., Bravo, S., Laino, R., & Ngo Bieng, M. A. (2023b). A review of wildfires effects across the Gran Chaco region. *Forest Ecology and Management*, *549*, 121432. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.121432>

Wei, X., Chang, N.-B., Bai, K., & Gao, W. (2020). Satellite remote sensing of aerosol optical depth: advances, challenges, and perspectives. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, *50*(16), 1640–1725. <https://doi.org/10.1080/10643389.2019.1665944>

Whelan, R. J. (1995). *The ecology of fire*. Cambridge university press.

White, B. L. A. (2019). Satellite detection of wildland fires in south america. *Floresta*, *49*(4), 851. <https://doi.org/10.5380/rf.v49i4.60117>

Winker, D. M., Vaughan, M. A., Omar, A., Hu, Y., Powell, K. A., Liu, Z., Hunt, W. H., & Young, S. A. (2009). Overview of the CALIPSO Mission and CALIOP Data Processing Algorithms. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, *26*(11), 2310–2323. <https://doi.org/10.1175/2009JTECHA1281.1>

Wolfe, R. E., Roy, D. P., & Vermote, E. (1998). MODIS land data storage, gridding, and compositing methodology: Level 2 grid. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4), 1324–1338. <https://doi.org/10.1109/36.701082>

Wooster, M. J., Zhukov, B., & Oertel, D. (2003). Fire radiative energy for quantitative study of biomass burning: derivation from the BIRD experimental satellite and comparison to MODIS fire products. *Remote Sensing of Environment*, 86(1), 83–107. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00070-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00070-1)

Zannetti, P. (1990). Dry and Wet Deposition. In *Air Pollution Modeling* (pp. 249–262). Springer US. [https://doi.org/10.1007/978-1-4757-4465-1\\_10](https://doi.org/10.1007/978-1-4757-4465-1_10)

Zhang, J., Müller, C., & Cai, Z. (2015). Heterotrophic nitrification of organic N and its contribution to nitrous oxide emissions in soils. *Soil Biology and Biochemistry*, 84, 199–209. <https://doi.org/10.1016/J.SOILBIO.2015.02.028>

Zhang, Y.H., Wooster, M. J., Tutubalina, O., & Perry, G. L. W. (2003). Monthly burned area and forest fire carbon emission estimates for the Russian Federation from SPOT VGT. *Remote Sensing of Environment*, 87(1), 1–15. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00141-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00141-X)

# Capítulo 3

---

*Metodología y procesamiento*

### 3.1. CARACTERIZACIÓN ESPACIO-TEMPORAL

Esta sección delimita y contextualiza el ámbito espacial y temporal de la investigación, constituyendo el punto de partida para el desarrollo metodológico. Se describen aquí el área geográfica seleccionada, centrada en las regiones Centro y Noreste de Argentina, así como las particularidades del período temporal seleccionado para el análisis, de acuerdo con los objetivos planteados. Asimismo, se detallan aspectos clave del entorno físico y social del territorio en cuestión, tales como los tipos de cobertura vegetal predominantes, las características demográficas y la exposición poblacional, junto con las condiciones climatológicas relevantes. Esta caracterización integral busca establecer un detallado marco de referencia, que permita interpretar los resultados en su contexto específico y garantizar la rigurosidad del enfoque metodológico adoptado.

#### 3.1.1. Área de estudio: Región Centro y Noreste de Argentina

El estudio se centró en la región centro-noreste de Argentina y áreas adyacentes, incluyendo Uruguay, así como partes de Paraguay y Brasil. El panel izquierdo de la Figura 3.1 presenta el contexto general de América del Sur, destacando con un recuadro rojo el área de estudio. El panel derecho ofrece una vista más detallada de la región seleccionada para su estudio. La extensión analizada contempla un área de aproximadamente 1,615,650 km<sup>2</sup>. Es de interés destacar que la región centro-noreste de Argentina incluye Áreas Naturales Protegidas (ANP's) que suelen verse afectadas por incendios forestales. Entre las más extensas se encuentran el Delta del Río Paraná (6,802 km<sup>2</sup>) y los Esteros del Iberá (10,727 km<sup>2</sup>). En la Figura 3.1, se señalan ambas áreas con flechas y se identifican con sus respectivos nombres para facilitar su localización.

El norte de la región seleccionada incluye una gran parte de Paraguay, que durante los períodos de estación seca —invierno y primavera del hemisferio sur— suele verse también afectado por incendios. Las capitales de Argentina y Uruguay (ubicadas al sur y demarcadas con rombos azules en la Figura 3.1) se incluyen en el estudio, ya que en estas ciudades se cuenta con fotómetros solares utilizados para la caracterización en tierra de la calidad del aire. De acuerdo con la clasificación climática de Köppen-Geiger (Peel et al., 2007) la totalidad del área estudiada se encuentra dentro de la categoría Cfa (clima templado con veranos cálidos y sin estación seca definida), lo que brinda un marco climático estable para el análisis.

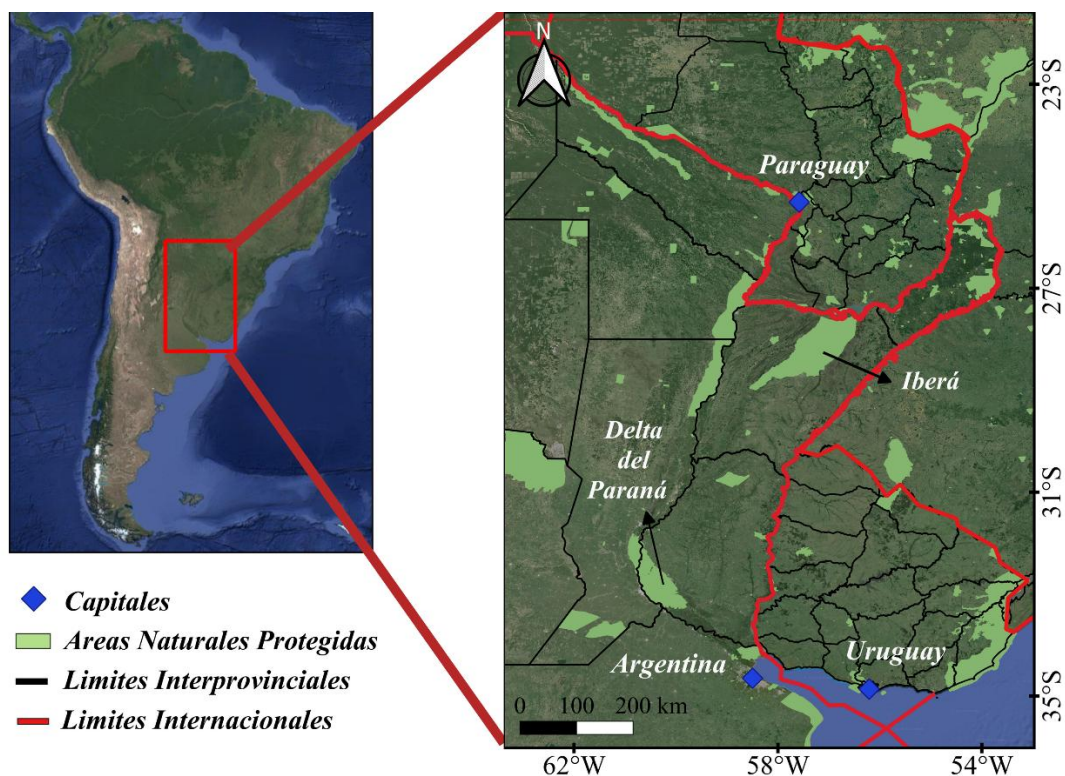


Figura 3.1 Mapa del área de estudio, que comprende la región centro-noreste de Argentina, parte de Paraguay y Brasil, y la totalidad del territorio de Uruguay. Los rombos azules indican las capitales, las áreas verde claras representan Áreas Naturales Protegidas, las líneas negras delimitan las fronteras provinciales y departamentales de cada país, mientras que las líneas rojas señalan los límites internacionales. Fuente del mapa: Google Satellite.

### 3.1.2. Período de estudio: Consideraciones temporales

Inicialmente, se realizaron análisis anuales y estacionales de datos de incendios, abarcando un período de diez años, con el objetivo de analizar cuáles años y qué estaciones fueron las más impactadas por este fenómeno en la región seleccionada. Los estudios anuales utilizaron datos de incendios correspondientes a 365 días (o 366 en el caso de años bisiestos) y cubrieron el periodo desde enero de 2013 hasta diciembre de 2022. Para los estudios estacionales, en este trabajo se analizaron datos desde diciembre de 2012 hasta noviembre de 2022, considerando los siguientes meses para cada estación del año: verano (diciembre, enero y febrero), otoño (marzo, abril y mayo), invierno (junio, julio y agosto) y primavera (septiembre, octubre y noviembre). Esta selección se fundamenta en que, según lo reportado en la literatura, este criterio estacional es comúnmente utilizado, lo cual facilita la comparación con otros estudios.

Diciembre tiene menos días de verano en comparación con marzo, ya que en el hemisferio sur el verano comienza oficialmente el 21 de diciembre y finaliza el 21 de marzo. No obstante, diciembre, enero y febrero son considerados los meses más cálidos y, por lo tanto, se clasificaron como verano en este estudio.

Para la caracterización de las variables atmosféricas, se llevaron a cabo estudios tanto anuales como estacionales, respetando las consideraciones detalladas anteriormente. En este caso, se seleccionó el período comprendido entre los años 2018 y 2022, debido a que hasta el momento no había sido analizado en esta región. La elección de este intervalo temporal respondió, además, a la importancia de evaluar la variabilidad de los incendios en un período reciente, considerando que el bienio 2020-2021 fue particularmente crítico en términos de incidencia y magnitud de los incendios forestales (Boer et al., 2020; Keeley & Syphard, 2021; Marengo et al., 2021).

Tanto para la comparabilidad entre satélites con diferentes resoluciones temporales, como para la caracterización de la altitud de los aerosoles, el estudio se enfocó en el bienio 2020-2021. Por un lado, en el análisis de la comparabilidad entre satélites, resultó crucial evaluar si, al aumentar la resolución espacial, los indicadores asociados a los eventos de incendios presentaban variaciones significativas. A su vez, los satélites con mayor resolución temporal permitieron evidenciar variaciones intradiarias de los fenómenos de incendios y su posible impacto en la emisión de aerosoles atmosféricos. Esto permitió evaluar la influencia de la resolución satelital en la detección y cuantificación de los aerosoles generados por los incendios, lo que a su vez contribuyó a mejorar la interpretación de los datos satelitales en distintos escenarios de análisis.

Por otro lado, en lo que respecta a la caracterización de la altitud de los aerosoles, el estudio se orientó a identificar y analizar aquellos aerosoles cuyo origen se relacionaba con eventos de incendios, con el objetivo de evaluar su incidencia en la calidad del aire y determinar si dicha incidencia ocurría en capas bajas —posiblemente afectando la salud— o en capas altas. Al centrarse en el período 2020-2021, se buscó abordar un intervalo temporal en el que los incendios presentaron una incidencia significativa, lo que permitió un análisis más detallado de los aerosoles emitidos y su comportamiento en la atmósfera.

### 3.1.3. Tipo de cobertura vegetal

La Figura 3.2 muestra un mapa de cobertura del suelo con una resolución de 100 m. Los datos fueron obtenidos del producto CGLS-LC100 del Copernicus Global Land Service (CGLS) de la Agencia Espacial Europea (ESA). La versión 3.0.1 de estos mapas ofrece cobertura espacial global y un período temporal que abarca desde 2015 hasta 2019, basado en la serie temporal PROBA-V de 100 m. Dichos mapas derivan de una base de datos de sitios de entrenamiento de cobertura del suelo de alta calidad y múltiples conjuntos de datos adicionales, alcanzando una precisión del 80% en el Nivel 1 en todos los años analizados (Buchhorn et al., 2020). Las tres clases de cobertura del suelo con mayor presencia en la región de estudio son: la vegetación de sabana y pastizales (30.8%), los bosques (28.5%) y las tierras de cultivo (23.3%). La cobertura vegetal y los cambios estacionales han revelado que los pastizales y los humedales son particularmente propensos a incendiarse durante el verano y el invierno en la región centro y este de Argentina (Saucedo & Kurtz, 2025).

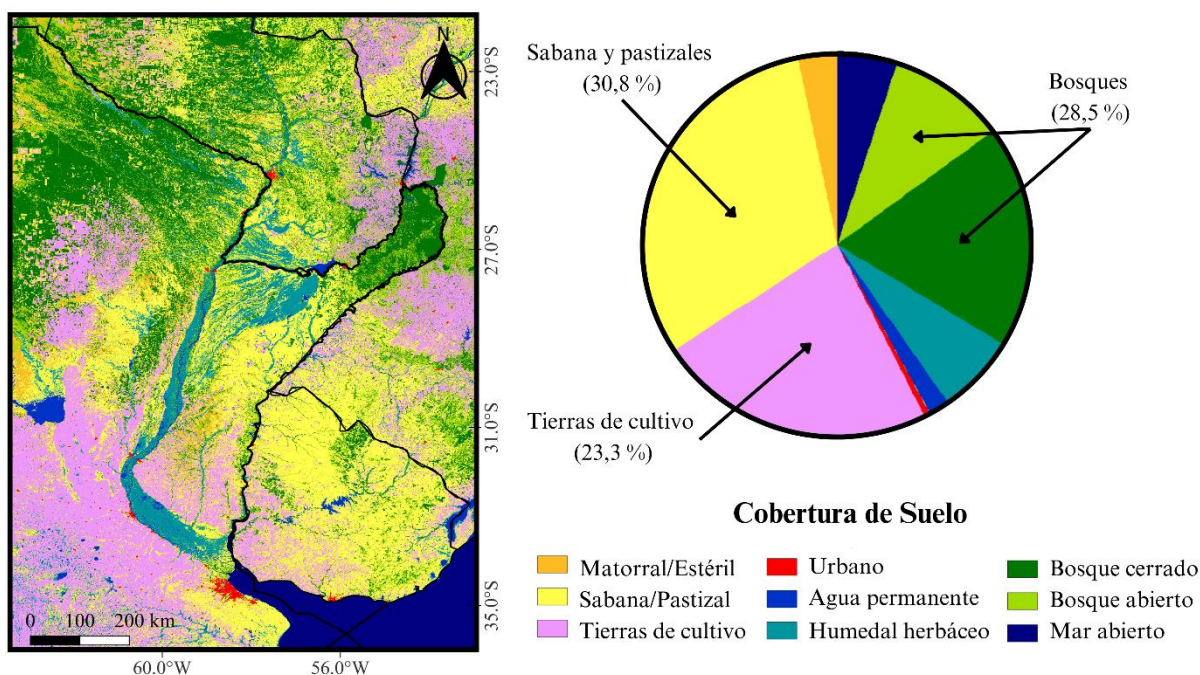
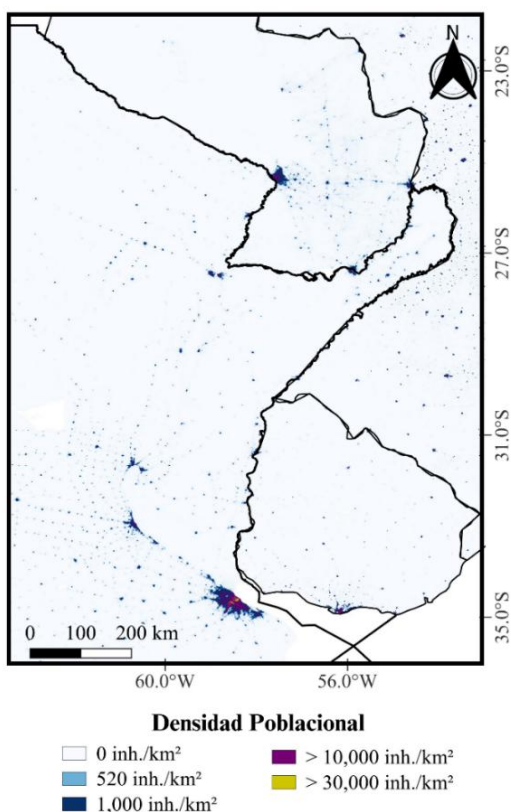


Figura 3.2 Cobertura vegetal del área de estudio período 2015-2019 (Fuente: producto CGLS-LC100 del CGLS/ESA). Las líneas negras presentes en el mapa señalan los límites internacionales. El gráfico de torta representa los porcentajes de tipo de cobertura vegetal para el área de estudio.

### 3.1.4. Demografía y exposición poblacional

La Figura 3.3 muestra el mapa de distribución de la densidad poblacional en el área de estudio, con niveles que varían desde zonas no habitadas (0 habitantes/km<sup>2</sup>) hasta áreas altamente urbanizadas (>30,000 habitantes/km<sup>2</sup>). La densidad de población estimada por celda de la cuadrícula está disponible para su descarga con una resolución de 30 segundos de arco (equivalente a 1 km en el ecuador) a través de [www.worldpop.org](http://www.worldpop.org) (WorldPop, 2024).

Argentina, Uruguay y Paraguay presentan baja densidad poblacional en relación con su superficie. En Argentina, más del 90% de la población vive en ciudades, con fuerte centralización en el Área Metropolitana de Buenos Aires (INDEC, 2023). Uruguay, con una población total menor, también muestra gran concentración urbana, especialmente en Montevideo, donde reside cerca del 40% del país (INE, 2023). Paraguay sigue una tendencia similar, con Asunción y su área metropolitana concentrando una proporción considerable de la población.



**Figura 3.3** Mapa de distribución de la densidad poblacional en el área de estudio. Fuente: WorldPop. Las líneas negras delimitan fronteras internacionales.

### 3.1.5. Consideraciones climatológicas

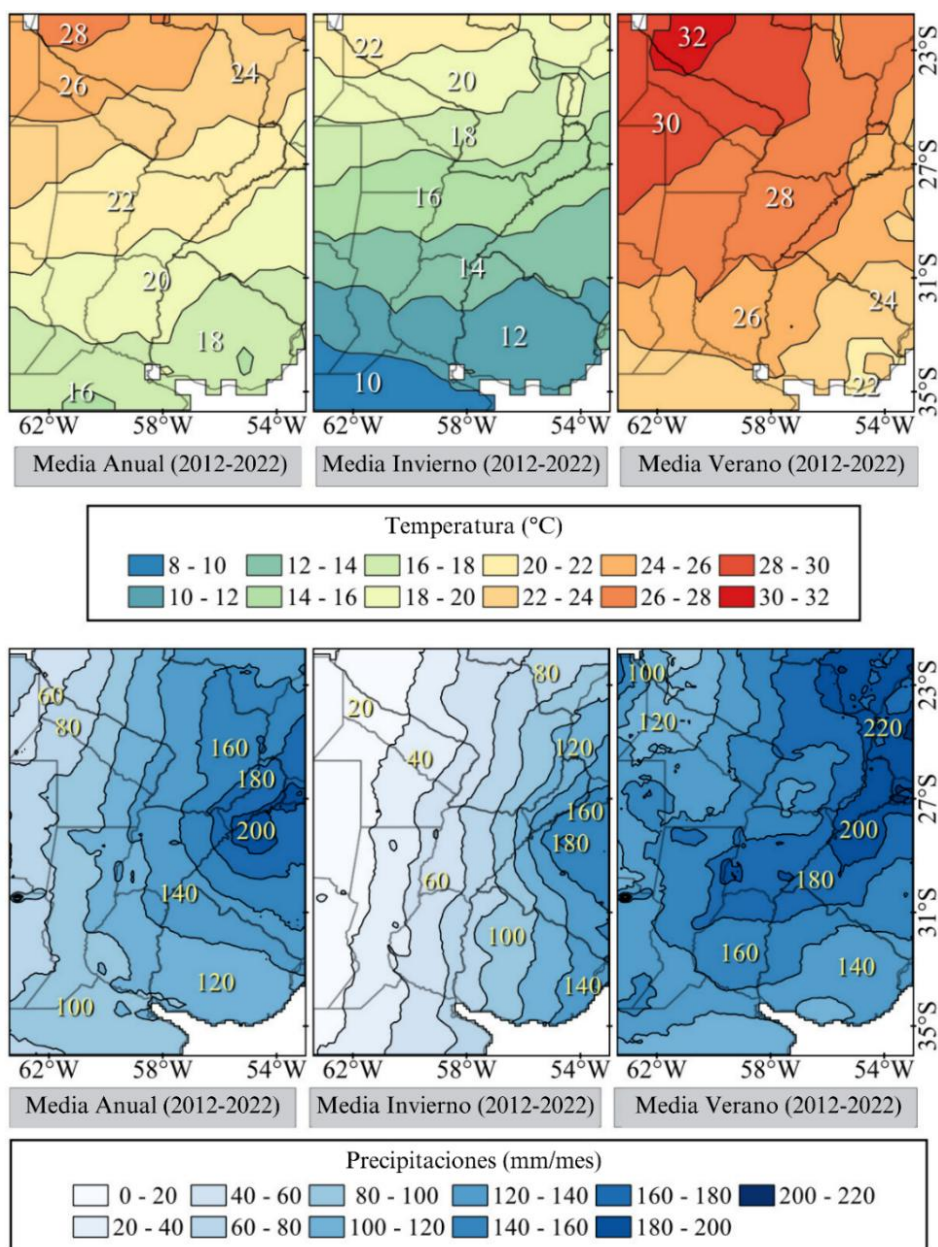
En esta sección se caracterizan dos variables meteorológicas clave que influyen en el comportamiento de los incendios y en la dispersión de contaminantes en la atmósfera: la temperatura y la precipitación (Saucedo & Kurtz, 2025).

Los datos de temperatura provienen del producto MERRA-2/NASA (Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications, versión 2), específicamente M2SMNXSLV v5.12.4 (GMAO, 2015). Este conjunto de datos proporciona promedios mensuales de las estadísticas diarias de la temperatura del aire medida a una altura de 2 metros. Su cobertura temporal comienza el 1 de enero de 1980 y se extiende hasta la actualidad. La resolución espacial de este conjunto de datos es de  $0.5^\circ \times 0.625^\circ$ , ofreciendo cobertura global.

Los valores de precipitación (mm/mes) se obtuvieron mediante el algoritmo Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM (IMERG), específicamente del producto GPM\_3IMERGM V.7 (Huffman et al., 2023). La cobertura temporal de este conjunto de datos comienza el 1 de junio de 2000 y continúa hasta el presente, con una resolución temporal de un mes. Su resolución espacial es de  $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ , proporcionando cobertura global.

La Figura 3.4 ilustra los valores medios anuales, de invierno y de verano para la temperatura y la precipitación en la región de estudio y para el período temporal 2012-2022. Este intervalo temporal ha sido seleccionado por su correspondencia con los resultados obtenidos en el análisis de incendios, lo que permite evaluar su relación con las condiciones meteorológicas.

En términos de temperatura, se observa en la Figura 3.4 un gradiente térmico de sur a norte, con valores anuales que oscilan entre los  $16^\circ\text{C}$  en el sur y más de  $28^\circ\text{C}$  en el norte. Durante el invierno, las temperaturas descienden significativamente en el sur (hasta  $10^\circ\text{C}$ ), mientras que en verano superan los  $30^\circ\text{C}$  en el norte de Paraguay. Las precipitaciones también presentan una fuerte estacionalidad: son más intensas en verano, alcanzando los 200–220 mm/mes en regiones del noreste argentino y Paraguay, mientras que en invierno se reducen considerablemente, con amplias zonas que no superan los 40 mm/mes.



**Figura 3.4** Valores medios anuales, de invierno y de verano de la temperatura y la precipitación en la región de estudio. Fuente de datos: IMERG (precipitación) y MERRA-2 (temperatura).

Además, se incluye una gráfica detallada de los valores de precipitación y temperatura para el período 2018-2022. El propósito de esta representación es facilitar la correlación de estas variables meteorológicas con el análisis de aerosoles atmosféricos realizado en el mismo intervalo temporal, permitiendo así una mejor comprensión de sus interacciones y posibles impactos.

Los mapas de la Figura 3.5 (a) y (b) describen la precipitación y la temperatura de cada año divididas por estación: verano (diciembre, enero y febrero), otoño (marzo, abril y mayo), invierno (junio, julio y agosto) y primavera (septiembre, octubre y noviembre). Las medias anuales de precipitación y temperatura están representadas por líneas discontinuas negras en sus respectivos gráficos.

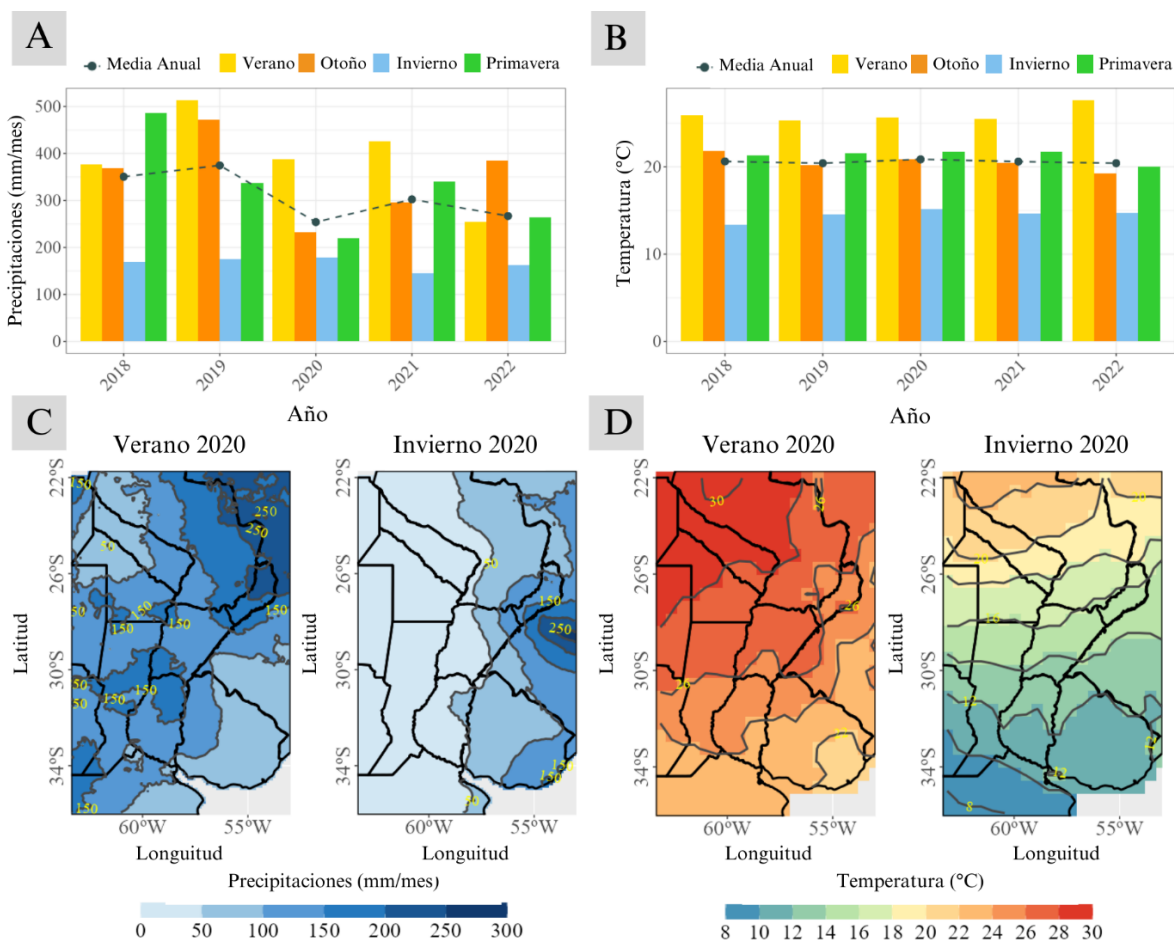
En 2020, la media anual de precipitación mostró una notable disminución, alcanzando su valor más bajo de 254 mm, probablemente asociado al evento La Niña. Durante este evento, el cual persistió durante 2020 a 2022, las anomalías frías en el Pacífico tropical fortalecieron la circulación Walker, generando ascensos en el Atlántico ecuatorial y subsistencia sobre el centro de Sudamérica (Geirinhas et al., 2023). Este fenómeno produjo una reducción de la humedad y la precipitación en el área de estudio. A su vez, tanto el otoño como la primavera de 2020 registraron las precipitaciones acumuladas más bajas (232 mm y 219 mm, respectivamente) en comparación con los demás años analizados. A diferencia de la precipitación, los valores de temperatura se mantuvieron relativamente estables de un año a otro. El valor máximo se registró en 2020, con 20.86°C. Las temperaturas de verano superaron constantemente los 25°C, siendo esta la estación más cálida, mientras que en invierno oscilaron entre 10 y 15°C.

Los mapas presentes en la Figura 3.5 permitieron visualizar los patrones espaciales de precipitación y temperatura durante el verano y el invierno de 2020, el año clave de estudio. En la Figura 3.5 (c) se detalló la distribución de la precipitación con líneas de contorno, utilizando un degradado de color desde azul claro (baja precipitación) hasta azul oscuro (alta precipitación).

En el verano de 2020, se observaron lluvias intensas en áreas específicas del interior del continente, donde la precipitación mensual superó los 250 mm. Durante el invierno de 2020, la precipitación disminuyó, y la mayoría de las regiones registraron menos de 100 mm/mes, especialmente en el centro-noreste de Argentina, donde suelen ocurrir incendios, como se destaca en la sección de resultados relativa al análisis de la variable en cuestión.

Por su parte, los mapas de distribución de temperatura en la Figura 3.5 (d) mostraron gradientes espaciales de temperatura durante el verano y el invierno de 2020. La escala de colores varía desde azules fríos (alrededor de 8°C) hasta rojos cálidos (hasta 30°C). Las temperaturas más altas del verano de 2020 se registraron en las zonas norte y centro, donde superaron los 28°C en ciertos puntos. En invierno, las temperaturas disminuyeron significativamente, con gran parte de la región por debajo de los 18°C, especialmente en

las áreas del sur y la costa. Ambos mapas resaltaron un claro gradiente de temperatura de norte a sur, donde las regiones del norte son generalmente más cálidas que las del sur.



**Figura 3.5** (a) Valores de precipitación acumulada estacional (barras de colores) y media anual de precipitación (línea discontinua negra) desde 2018 hasta 2022. (b) Valores de temperatura acumulada estacional (barras de colores) y media anual de temperatura (línea discontinua negra) desde 2018 hasta 2022. (c) Líneas de contorno de los valores de precipitación para el verano de 2020 en la región de estudio. (d) Líneas de contorno de los valores de temperatura para el verano de 2020 en la región de estudio. Fuente de datos: IMERG (precipitación) y MERRA-2 (temperatura).

### 3.2. CARACTERIZACIÓN DE INCENDIOS MEDIANTE OBSERVACIONES SATELITALES

En esta sección se describen los métodos utilizados para el monitoreo de incendios mediante imágenes satelitales. Se emplearon productos satelitales específicos que ofrecen múltiples detecciones diarias de focos de incendio, permitiendo un análisis de su evolución

temporal y espacial. A continuación, se detallan las fuentes de datos, criterios de selección y preprocesamiento aplicado para garantizar la confiabilidad de los resultados.

Para este estudio se utilizó el sistema de información sobre incendios de la NASA, *Fire Information for Resource Management System* (FIRMS), el cual proporciona diversos productos relacionados con el monitoreo de incendios. Una descripción detallada de estos productos se presenta en la sección 2.3.1.

Para la caracterización de incendios se decidió utilizar datos diarios del producto VNP14IMG. Este producto experimental de nivel 2 (L2) de VIIRS, con una resolución espacial de 375 metros, permite la detección global de píxeles de fuego activo tanto de día como de noche (Schroeder et al., 2014). En particular, se seleccionaron los datos de VIIRS/Suomi-NPP debido a su amplia cobertura temporal, que abarca desde el 20 de enero de 2012 hasta la actualidad, alineándose con el período de análisis de diez años de este estudio sobre esta variable.

El sensor VIIRS a bordo del NOAA-20 ha estado operativo desde el 1 de enero de 2020, mientras que VIIRS a bordo del NOAA-21 comenzó a proporcionar datos el 17 de enero de 2024. Por su parte, el producto de Fuego y Anomalías Térmicas de Landsat (LFTA, por sus siglas en inglés) obtenido mediante el sensor OLI, en FIRMS, solo se reporta desde el 20 de junio 2022. Por este motivo, estos los productos derivados de estos sensores se descartaron ya que no abarcaban la totalidad del período que se pretende caracterizar.

Por otro lado, se descartó la utilización de datos provenientes del sensor MODIS. Si bien este ofrece la cobertura temporal necesaria para el estudio, se optó por emplear los datos del sensor VIIRS S-NPP, debido a que proporciona una resolución espacial superior. En particular, el producto VNP14IMG, con una resolución de 375 metros, permite la detección de incendios de menor tamaño, lo que mejora la precisión del monitoreo (Schroeder & Giglio, 2018).

Se analizaron dos variables de estudio: el número de píxeles de fuego detectados y el Poder Radiativo del Fuego (FRP, por sus siglas en inglés). El FRP, medido en megavatios (MW), cuantifica la tasa de energía radiada por un incendio. Un estudio previo evaluó las incertidumbres en la cuantificación del FRP y determinó una incertidumbre del 26.6% a un nivel de 1 sigma (Freeborn et al., 2014). En incendios de gran magnitud o al considerar ventanas espaciotemporales suficientemente amplias de acumulación de píxeles de fuego

activo, la incertidumbre estando generalmente dentro de  $\pm 7.0\%$  (para  $\pm 2\sigma$ ) en agregaciones que contenían al menos 100 píxeles de fuego activo (Freeborn et al., 2014).

Por último, VNP14IMG incorpora un atributo de confianza para cada píxel de fuego detectado. Los píxeles de confianza nominal son aquellos no afectados por interferencias potenciales, como el reflejo del sol durante el día, y que presentan anomalías de temperatura significativas ( $> 15$  K). Además, los píxeles de alta confianza corresponden a aquellos en los que los sensores han detectado saturación térmica (Schroeder & Giglio, 2018). Teniendo en cuenta esto, los datos fueron sometidos a un proceso de preprocesamiento y filtrado en función de este atributo de confianza, utilizando únicamente datos con niveles de confianza nominal y alta.

Para el análisis, los datos fueron reorganizados por años y estaciones, con la finalidad de realizar los estudios estadísticos correspondientes. Se empleó un modelo de regresión lineal para analizar la relación de los valores de FRP a lo largo de los años de estudio. El coeficiente de determinación ( $R^2$ ) se utilizó para evaluar el ajuste del modelo de regresión lineal a los datos observados. Asimismo, se calculó el valor de P para determinar la significancia estadística del predictor en la explicación de la variabilidad de la variable dependiente.

Por otro lado, se generaron mapas de densidad de los píxeles de incendios con el objetivo de analizar la distribución espacial de los eventos de fuego y comprender mejor las áreas afectadas de manera recurrente. Para estimar la densidad de los píxeles de incendios en la zona de estudio, se aplicó la técnica de estimación de densidad de kernel (KDE, por sus siglas en inglés), la cual ha sido utilizada en estudios previos para la generación de este tipo de mapas de densidad de incendios (de la Riva et al., 2004; Koutsias et al., 2004).

La estimación de densidad de kernel calcula la densidad de eventos en cada celda de la cuadrícula en función de la distribución espacial de los datos observados. En este estudio, se utilizó una función de kernel gaussiano, centrada en la ubicación de cada evento de incendio, para suavizar las estimaciones de densidad y generar superficies continuas de densidad. Luego se realizó un proceso de normalización, el cual consistió en multiplicar la estimación de densidad por el número de observaciones en cada grupo. Este método permitió visualizar no solo la densidad de observaciones, sino también la distribución de los conteos en el área geográfica de estudio.

### 3.3. CARACTERIZACIÓN DE AOD MEDIANTE OBSERVACIONES SATELITALES

En esta sección se detallan los procedimientos empleados para la caracterización de aerosoles atmosféricos mediante observaciones satelitales, con especial énfasis en la evaluación de la profundidad óptica de aerosoles (AOD, por sus siglas en inglés). Se especifican los criterios que guiaron la selección de sensores, productos y algoritmos. En particular, se analiza el uso de datos de los sensores MODIS (satélites Aqua/Terra) y EPIC (satélite DSCOVR), así como la implementación del algoritmo MAIAC para la corrección atmosférica y estimación de AOD. La fundamentación teórica sobre el uso de la teledetección para el monitoreo de aerosoles, así como los principios del algoritmo MAIAC aplicado en este trabajo, se presenta previamente en el marco teórico de esta tesis.

#### 3.3.1. AOD mediante instrumento MODIS y satélites AQUA/TERRA

En primera instancia se analizaron datos provenientes del instrumento MODIS, un sensor de barrido multiespectral a bordo de los satélites Terra y Aqua de la NASA, diseñado para proporcionar observaciones globales de la superficie terrestre, los océanos y la atmósfera. El instrumento mide la radiancia en la parte superior de la atmósfera (TOA, *Top of Atmosphere*), lo que implica que sus observaciones tienen en cuenta los efectos de la atmósfera, como la dispersión y absorción de la radiación solar por aerosoles, nubes y gases. Estas mediciones requieren correcciones para poder derivar información sobre la superficie terrestre y las propiedades atmosféricas con precisión.

MODIS opera en 36 bandas espectrales, que abarcan desde el espectro visible hasta el infrarrojo térmico (0.41 a 14.4  $\mu\text{m}$ ), con resoluciones espaciales de 250 m, 500 m y 1 km, dependiendo de la banda. Su cobertura global y alta frecuencia de observación permiten la recolección de datos con una resolución temporal de uno a dos días para cualquier punto del planeta (Justice et al., 2002; Salomonson et al., 1989). Estas características —en particular su cobertura global, alta frecuencia de observación y la diversidad espectral de sus bandas— fueron determinantes para su selección en esta tesis como fuente principal de datos de AOD. En comparación con otros sensores satelitales, MODIS ofrece una combinación única de resolución espacial adecuada y capacidad de observación casi diaria, lo que permite analizar con mayor precisión la variabilidad espacial y temporal de los aerosoles atmosféricos en escalas regionales.

### 3.3.1.1. Algoritmo MAIAC y el producto MCD19A2

A partir de las imágenes crudas obtenidas de MODIS, el algoritmo MAIAC, desarrollado por Lyapustin et al. (2018), aplica una corrección de los efectos atmosféricos, como la dispersión y absorción de radiación por aerosoles y gases. Esto permite recuperar reflectancias de superficie más precisas, especialmente en regiones complejas como áreas urbanas o superficies brillantes. El producto derivado de este algoritmo, denominado MCD19A2, proporciona valores de AOD en las bandas espectrales azul (470 nm) y verde (550 nm), con una resolución espacial de 1 km y una frecuencia temporal diaria. MCD19A2 puede ser descargado libremente a través de las plataformas de distribución de datos de la NASA, y sus principales características se detallan en la Tabla 3.1. Para esta tesis, se optó por la caracterización de AOD a 470 nm, ya que en la guía de usuario se reporta una mejor correlación con datos terrestres para esta longitud de onda. Como se detalló en la sección 3.1.2, la ventana temporal que se analizó fue desde 2018 hasta 2022.

**Tabla 3.1 Principales características del producto MCD19A2 v.061 derivado de MODIS/AQUA-TERRA.**

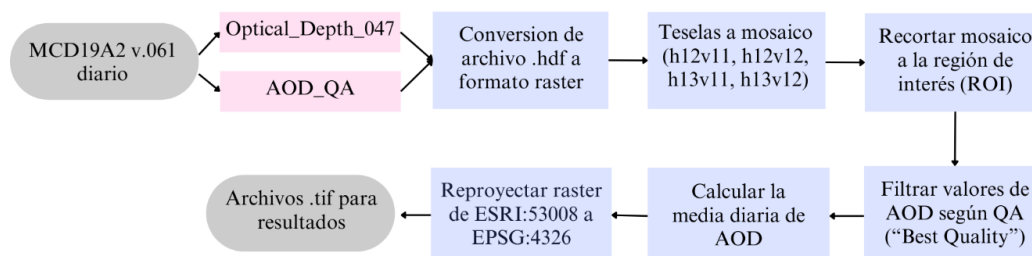
<b>MCD19A2.061</b>	
<b>Tamaño del archivo</b>	~4 MB
<b>Capas (SDS)</b>	13
<b>Extensión temporal</b>	24 de febrero de 2000 - Presente
<b>Extensión espacial</b>	Global
<b>Resolución temporal</b>	Diaria
<b>Resolución espacial</b>	1000 m
<b>Sistema de coordenadas</b>	Sinusoidal

Estudios de validación de este algoritmo destacaron que la versión C6 de MAIAC demostró una precisión global de  $0.05 \pm 0.1$  AOD (o un 10%) para el 67% de las mediciones (Lyapustin et al., 2018; Martins et al., 2017), con dependencia mínima a la reflectancia superficial y la geometría de observación en comparación con los algoritmos *Deep Blue* (Hsu et al., 2013) y *Dark Target* (Levy et al., 2013), así como un sesgo mínimo en invierno-primavera (Superczynski et al., 2017).

Los valores de AOD derivados del satélite y reportados en este trabajo fueron sometidos a una serie de procesamientos detallados a modo de flujograma en la Figura 3.6. El proceso comenzó con la extracción de dos capas fundamentales contenidas en los archivos diarios en formato *.hdf*, específicamente *Optical\_Depth\_047*, que contiene los valores de AOD, y *AOD\_QA*, que incluye información de calidad asociada a cada píxel.

A partir de estas capas, se realizó una conversión de los archivos *.hdf* al formato ráster; este paso fue esencial para permitir el tratamiento espacial posterior en entornos SIG (Sistemas de Información Geográfica). Luego, las teselas correspondientes al área de estudio —identificadas como *h12v11*, *h12v12*, *h13v11* y *h13v12*— se unieron mediante un proceso de mosaico, el cual generó una única imagen compuesta que cubrió de manera continua toda la región de interés (ROI); a esta imagen se le aplicó un recorte espacial para limitar el análisis únicamente al área pertinente al estudio, lo que optimizó tanto el rendimiento del procesamiento como la representatividad geográfica de los resultados.

Posteriormente, se filtraron los valores de AOD con los bits 8–11 de QA configurados en "0000" para garantizar datos de la "Mejor Calidad". Una vez aplicado el filtro de calidad, se calculó la media diaria de AOD, obteniendo así un valor representativo por día para cada píxel dentro de la ROI, lo que permitió realizar análisis temporales robustos. El siguiente paso implicó la reproyección del ráster (matriz de valores georreferenciada) desde su proyección original ESRI:53008 (Sinusoidal MODIS) a la proyección geográfica estándar EPSG:4326 (WGS84), facilitando la integración con otras capas geoespaciales y garantizando la compatibilidad con sistemas cartográficos globales. Finalmente, los resultados procesados se guardaron en formato *.tif*, los cuales constituyeron los insumos principales para el análisis posterior y la representación cartográfica de los patrones espaciales y temporales de AOD.



**Figura 3.6 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto MCD19A2 v.061 (MAIAC), derivado de MODIS/AQUA-TERRA, para la variable AOD.**

### 3.3.2. AOD mediante Instrumento EPIC y satélite DSCOVR

Hasta este punto, se ha analizado el sensor MODIS, caracterizado por su alta resolución espacial y espectral, su cobertura casi global cada 1-2 días y su órbita polar sincrónica con el Sol, lo que permite una observación sistemática de la Tierra en múltiples bandas espectrales. Estas características hacen de MODIS una importante herramienta para el monitoreo detallado de la atmósfera. Sin embargo, MODIS está limitado a franjas de observación en horarios específicos.

A continuación, se abordará la metodología desarrollada para datos de AOD obtenidos del instrumento EPIC/DSCOVR de la NASA, la cual presenta un enfoque diferente al operar desde el punto de Lagrange L1, a 1.5 millones de kilómetros de la Tierra. Desde esta ubicación en la línea imaginaria Sol-Tierra, EPIC permite una observación ininterrumpida de la porción iluminada de la Tierra, proporcionando una perspectiva única para el estudio de fenómenos globales y variaciones a gran escala en la atmósfera y la superficie terrestre. La Tabla 3.2 presenta las principales diferencias entre cada instrumento y satélite presentados hasta el momento.

**Tabla 3.2 Comparación entre principales características de los sensores satelitales de la NASA: MODIS/Terra-Aqua y EPIC/DSCOVR**

<b>Característica</b>	<b>MODIS (Terra/Aqua)</b>	<b>EPIC (DSCOVR)</b>
<b>Órbita</b>	Polar sincrónica con el Sol	Punto L1
<b>Cobertura</b>	Global	Global
<b>Resolución espacial</b>	250 m - 1 km por píxel	~10 km por píxel
<b>Resolución espectral</b>	36 bandas (visible a IR)	10 bandas (visible y UV)
<b>Resolución temporal</b>	1-2 veces al día	Cada 60-110 minutos
<b>Enfoque principal</b>	Monitoreo detallado del clima, ecosistemas y temperatura de superficie	Balance energético global, aerosoles y cambios atmosféricos
<b>Limitaciones</b>	No proporciona imágenes continuas, solo franjas de observación	Menor resolución espacial y espectral

Se incorporaron las observaciones de EPIC a este estudio ya que, si bien tiene una resolución espacial relativamente baja, posee una alta frecuencia temporal en comparación con MODIS. Produce hasta 22 imágenes diarias en verano boreal y 13 imágenes en invierno boreal (Marshak et al., 2018), lo que se traduce en 10-12 observaciones diurnas sobre la misma área en verano y 6-7 en invierno. Esto permite obtener datos diurnos en momentos del día no cubiertos por los satélites de la constelación *A-train*, entre los que se encuentran Terra y Aqua, como en la madrugada y el atardecer. Este aspecto es especialmente relevante para regiones climáticamente como el Amazonas, donde la convección tropical genera más nubosidad en horas de la tarde.

### 3.3.2.1. Algoritmo MAIAC y producto DSCOVREPIC L2 MAIAC 02

En la sección 3.3.1.1, se describió la aplicación del algoritmo MAIAC a los datos del sensor MODIS. Ahora se presenta su aplicación a los datos del sensor EPIC, adaptando el algoritmo a las características específicas de este instrumento. El objetivo de estudiar los datos MAIAC de ambos sensores es lograr una caracterización más completa y precisa de los aerosoles, integrando las fortalezas de cada instrumento para obtener información detallada sobre la distribución espacial y la variabilidad temporal de la AOD.

Los datos de AOD provenientes del instrumento EPIC se obtuvieron del producto DSCOVREPIC L2 MAIAC 02. Este producto proporciona una serie de variables clave para el estudio de la atmósfera y la superficie terrestre. Las variables se distribuyen en una cuadrícula sinusoidal de 10 km con una frecuencia temporal de 1 a 2 horas. Un resumen de las principales características del producto se encuentra detallado en la Tabla 3.3.

Siguiendo el enfoque utilizado en MODIS, MAIAC EPIC emplea modelos regionales de aerosoles para obtener datos de AOD. Una validación global de AOD utilizando datos de AERONET para el período 2015-2020 mostró un buen desempeño general, con  $R = 0.77$ ,  $RMSE = 0.159$  y  $MBE = 0.046$ . La versión v2 presentó una mejora respecto a la versión v1 de MAIAC ( $R = 0.67$ ,  $RMSE = 0.17$ ) y se comparó favorablemente con MAIAC aplicado a MODIS ( $R = 0.84$ ,  $RMSE = 0.12$ ,  $MBE = 0.01$ ) (Lyapustin et al., 2018), a pesar de la menor resolución espacial y la geometría de observación en retrodispersión de EPIC. Es de destacar que se evidenció un sesgo positivo de MAIAC EPIC v2, proveniente del efecto de las superficies más brillantes (Lyapustin et al., 2021).

**Tabla 3.3 Principales características del producto DSCOVER EPIC L2 MAIAC 02 derivado de EPIC/DSCOVER.**

<b>EPIC L2 MAIAC 02</b>	
<b>Tamaño del archivo</b>	~12 MB
<b>Capas (SDS)</b>	64
<b>Extensión temporal</b>	13 de junio de 2015 - Presente
<b>Extensión espacial</b>	Global
<b>Resolución temporal</b>	1 – 2 hrs
<b>Resolución espacial</b>	10 km
<b>Sistema de coordenadas</b>	Sinusoidal

La imagen global se divide en ocho mosaicos de 1,000 × 1,000 píxeles. Cada mosaico se procesa de forma independiente y en paralelo con los demás para optimizar el rendimiento computacional. Los datos se ajustan a una resolución de 10 km, lo que se aproxima a la resolución en nadir del canal 443 nm y sobre muestrea todas las demás bandas.

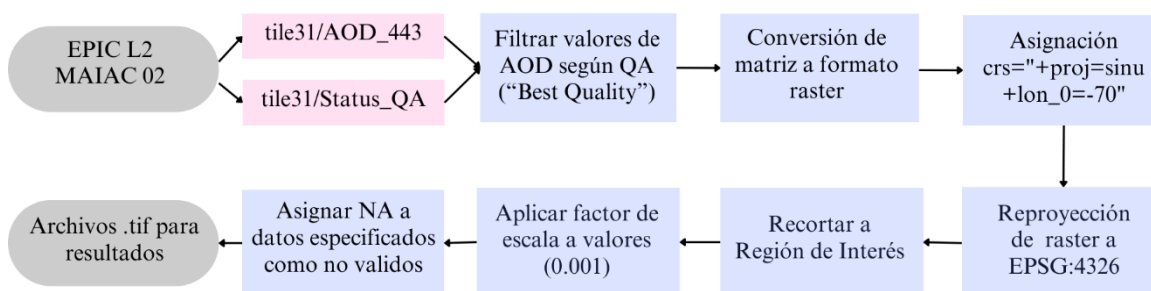
Para los resultados, se optó por caracterizar la variable AOD a 443 nm con el fin de facilitar las comparaciones con las observaciones obtenidas mediante MAIAC/MODIS. Como se detalló en la sección 3.1.2, los años que se seleccionaron para esta caracterización fueron 2020 y 2021, ya que, dentro del período analizado, fueron los que presentaron la mayor cantidad de focos de incendios. En el análisis comparativo entre satélites, resultó fundamental evaluar si el aumento en la resolución espacial y temporal generó variaciones significativas en los indicadores asociados a los eventos de incendios.

Los valores de AOD derivados del satélite y reportados en este trabajo fueron sometidos a una serie de procesamientos detallados a modo de flujograma en la Figura 3.7. En particular, se utilizó el mosaico identificado por los desarrolladores del producto como "tile31", correspondiente a la región de América del Sur (Lyapustin et al., 2021).

Entre las múltiples variables disponibles, el producto incluye una denominada "Status\_QA", que hace referencia al Aseguramiento de la Calidad (QA, por sus siglas en inglés) de los datos. Para garantizar la confiabilidad de los resultados, se aplicó un filtro excluyendo los valores de AOD asociados a un QA diferente de "0", lo que corresponde a datos de "Mejor

Calidad". Dado que los datos se proveen sin proyección cartográfica, —ya que se suministran en formato matricial— fue necesario asignar inicialmente la proyección especificada en la guía del usuario (`crs="+proj=sinu +lon_0=-70"`). Posteriormente, se re proyectaron a un sistema más comúnmente utilizado (EPSG:4326), a fin de facilitar su interpretación y visualización. Asimismo, para una correcta comprensión de las unidades de la variable, se aplicó el factor de escalamiento indicado en la documentación técnica del producto.

Una vez completado el procesamiento, se generaron gráficos, mapas y tablas que se presentan en la sección de resultados, con el objetivo de analizar la distribución espacial y temporal de la AOD en la región de estudio, y correlacionarla con otras variables relevantes.



**Figura 3.7** Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto DSCOVER EPIC L2 MAIAC 02, derivado de EPIC/DSCOVER, para la variable AOD.

### 3.4. CARACTERIZACIÓN DE ALTITUD DE AEROSOLES ATMOSFÉRICOS

El análisis de la distribución vertical de los aerosoles atmosféricos es fundamental para comprender su transporte, interacción con la radiación solar y en la calidad del aire (Ghan et al., 2012; Huneus et al., 2011; Kahn, 2012). En esta sección se presentan los métodos empleados para estimar y caracterizar la altitud de los aerosoles, integrando datos de diversas plataformas satelitales. En primer lugar, se describe la metodología utilizada para estimar la altura de inyección del humo a partir de productos derivados del algoritmo MAIAC, aplicado a datos del sensor MODIS. Luego, se presenta la metodología para determinar la altura de la capa de aerosoles mediante observaciones del instrumento EPIC, a bordo del satélite DSCOVER. Finalmente, se describe el procedimiento de análisis de información vertical de alta resolución proporcionada por el sistema CALIOP/CALIPSO de NASA y CNES.

### 3.4.1. Determinación de la altura de inyección del humo a partir de MAIAC/MODIS

En la sección 3.3.1.1 se describieron las características del algoritmo MAIAC/MODIS utilizado para el análisis de AOD. El producto MCD19A2, además de proporcionar AOD, incluye una variable denominada *Injection Height* (IH, por sus siglas en inglés), que representa la *altura de inyección del humo*, también referida en la bibliografía como *altura de la pluma de humo* —términos que suelen usarse indistintamente—. Esta variable se obtiene en metros sobre el nivel del suelo y se reporta en las proximidades de focos de incendios detectados, siempre que la pluma de humo sea ópticamente densa y exhiba un contraste en la temperatura de brillo con respecto a la superficie terrestre adyacente no cubierta por humo (Lyapustin et al., 2020).

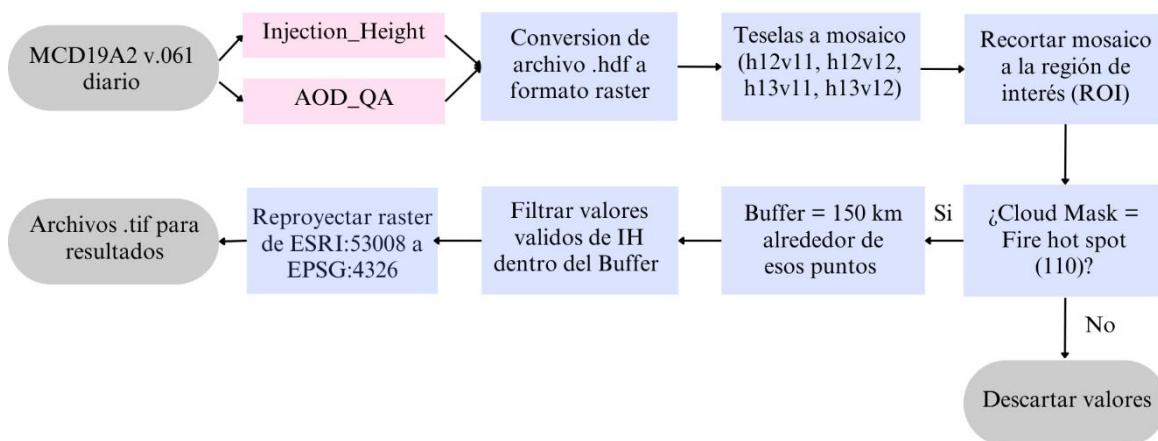
Lyapustin et al. (2020) reportaron la validación de las observaciones de MAIAC/MODIS en comparación con las obtenidas por MISR y CALIPSO. Se detalla que, aproximadamente el 60% de los datos de MODIS a bordo de Terra se ubicaron dentro de un margen de  $\pm 500$  m respecto a las alturas de pluma estimadas por MISR, y presentaron en promedio un sesgo de 450 m por debajo de estos valores. Este sesgo es esperable, dado que MAIAC proporciona la altura efectiva de la pluma, mientras que MISR reporta la altura máxima alcanzada por la misma. La comparación entre las observaciones de MODIS a bordo de Aqua y de CALIOP/CALIPSO también mostró estadísticas similares, con una desviación estándar de 458 m para la altura media de la pluma, y un sesgo promedio de 216 m por debajo de los valores obtenidos por CALIOP.

Tal como se expuso en la Sección 3.1.2, los años seleccionados para esta caracterización fueron 2020 y 2021, dado que, dentro del período analizado, correspondieron a los años con la mayor cantidad de focos de incendios. Para la estimación de la altura de inyección del humo, se utilizaron datos diarios del producto MAIAC MCD19A2 v.061, específicamente las bandas *Injection\_Height* y *AOD\_QA*. El flujo de trabajo se resume en la Figura 3.8 y se detalla a continuación.

En primer lugar, los archivos en formato .hdf fueron convertidos a formato ráster para facilitar su procesamiento. Posteriormente, se generó un mosaico a partir de las teselas correspondientes a los índices espaciales h12v11, h12v12, h13v11 y h13v12. El mosaico fue recortado a la región de interés (ROI), definida previamente según los objetivos del estudio.

Una vez delimitada la región de análisis, se aplicó un filtro utilizando la máscara de nubes. Solo se consideraron aquellos píxeles donde el valor de Cloud Mask correspondía a "Fire hot spot" (valor 110), ya que indican presencia activa de focos de calor. Los valores que no cumplieran con este criterio fueron descartados.

A los puntos válidos se les aplicó un buffer espacial de 150 km, dentro del cual se filtraron los valores válidos de altura de inyección (IH), conforme a lo establecido por Lyapustin et al. (2020). Finalmente, los archivos raster obtenidos se reproyectaron del sistema de coordenadas ESRI:53008 al sistema geográfico EPSG:4326, y guardados en formato .tif para su uso en etapas posteriores del análisis.



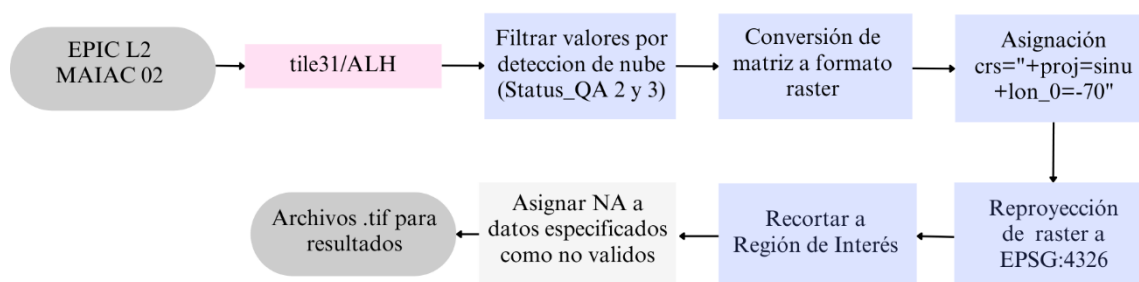
**Figura 3.8 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto MCD19A2 v.061 (MAIAC), derivado de MODIS/AQUA-TERRA, para la variable inyección de humo.**

### 3.4.2. Determinación de la altura de capa de aerosoles mediante EPIC/DSCOVER

En la Sección 3.3.2 se discutieron las principales características del sensor EPIC y del satélite DSCOVER. En particular, se analizó la variable AOD, obtenida mediante la aplicación del algoritmo MAIAC sobre los datos provistos por dicho sensor. En la presente sección se abordará la variable Aerosol Layer Height (ALH, por sus siglas en inglés), utilizada para estimar la altura de la capa de aerosoles, también derivada del mismo sensor, plataforma y algoritmo previamente mencionados. Actualmente, existen diversos productos satelitales que permiten estimar la ALH, cuyas capacidades y limitaciones fueron discutidas en la sección 2.3.2.4.

Centrándonos en la obtención de ALH por medio de MAIAC adaptado a EPIC, la altura de la capa de aerosoles proveniente de este producto se estima mediante un ajuste no lineal óptimo utilizando el algoritmo de Levenberg-Marquardt (Levenberg, 1944; Marquardt, 1963). Los aerosoles se representan como una única capa homogénea de 2 km de espesor, colocada a distintas alturas en la atmósfera; en este contexto, la ALH se define como la altura media de dicha capa (Choi et al., 2024).

Tal como se expuso en la Sección 3.1.2, los años seleccionados para la caracterización de ALH fueron 2020 y 2021, puesto que correspondieron a los años con la mayor cantidad de focos de incendios detectados. Para la estimación de la altura de la capa de aerosoles se utilizaron datos del producto de nivel 2 EPIC L2 MAIAC 02, En particular, se utilizó el mosaico identificado por los desarrolladores del producto como "tile31", correspondiente a la región de América del Sur (Lyapustin et al., 2021). El flujo metodológico seguido se resume en la Figura 3.9.



**Figura 3.9 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto DSCOVER EPIC L2 MAIAC 02, derivado de EPIC/DSCOVER, para la variable ALH.**

Inicialmente, se aplicó un filtro de calidad a los datos, utilizando la variable Status\_QA con el fin de descartar aquellos píxeles afectados por la presencia de nubes. Por lo tanto, todos aquellos píxeles que presentaban datos de ALH pero cuyo valor de Status\_QA era igual a 2 (1 nube vecina al píxel) o 3 (>1 nube vecina al píxel) fueron descartados.

La matriz resultante se convirtió a formato raster, y se le asignó el sistema de coordenadas correspondiente al sistema de proyección sinusoidal, definido por el código +proj=sinu +lon\_0=-70. A continuación, se reproyectaron los archivos al sistema geográfico EPSG:4326, compatible con el resto de los datos empleados en esta tesis, para poder realizar comparaciones entre satélites.

Los rasters re proyectados fueron recortados a la región de interés (ROI). Durante esta etapa, se asignaron valores NA (No Available) a todos los datos iguales a 0, los cuales, según se indica en la guía del usuario, corresponden a valores inválidos. Finalmente, los archivos resultantes fueron exportados en formato .tif, con el objetivo de integrarlos en análisis posteriores.

### 3.4.3. Caracterización de altitud y tipo de aerosoles con CALIPSO

Para complementar y validar los procesamientos realizados con sensores pasivos (MODIS y EPIC), se utilizaron datos del satélite CALIPSO. A diferencia de los instrumentos descritos anteriormente, CALIPSO incorpora el sensor activo de tipo lidar, CALIOP. Este tipo de sensor emite su propia señal laser en los rangos visible e infrarrojo y mide el tiempo y la intensidad de la señal reflejada tras interactuar con las partículas atmosféricas. De esta manera, permite obtener perfiles verticales directos de la atmósfera con una alta resolución espacial, lo cual resulta especialmente útil para caracterizar la distribución vertical de los aerosoles. Los sensores pasivos por su parte no miden directamente la altura de los aerosoles; esta debe estimarse mediante modelos o algoritmos inversos.

Los datos utilizados para la estimación de la altitud de los aerosoles se obtuvieron del instrumento CALIOP un sistema lidar de perfilamiento vertical a bordo del satélite CALIPSO. El instrumento opera en dos longitudes de onda (532 y 1064 nm) y permite medir con alta precisión la altitud de plumas de aerosoles (Hunt et al., 2009). En particular, se empleó el producto de nivel 2, CAL\_LID\_L2\_VFM\_Standard V4.51, también conocido como Vertical Feature Mask (VFM), el cual proporciona una clasificación vertical detallada de las capas atmosféricas detectadas, diferenciando entre aerosoles y nubes (Vernier et al., 2009; Winker et al., 2009). Una descripción del algoritmo utilizado para la clasificación de los distintos tipos de aerosoles se encuentra detallada en la sección 2.3.2.5.

VFM proporciona datos con una resolución horizontal y vertical que varía en función de la altitud. La resolución horizontal es de 333 metros desde la superficie hasta los 8.2 km de altura, cambiando a 1,000 metros entre los 8.2 y 20.2 km, y alcanzando 1,667 metros entre los 20.2 y 30.1 km. De manera similar, la resolución vertical es de: 30 metros hasta los 8.2 km, 60 metros entre los 8.2 y 20.2 km, y 180 metros desde los 20.2 hasta los 30.1 km. Esta configuración permite una representación detallada de la estructura vertical de la atmósfera, especialmente en las capas bajas, lo cual es particularmente relevante para el análisis de aerosoles en la troposfera inferior (Liu et al., 2008).

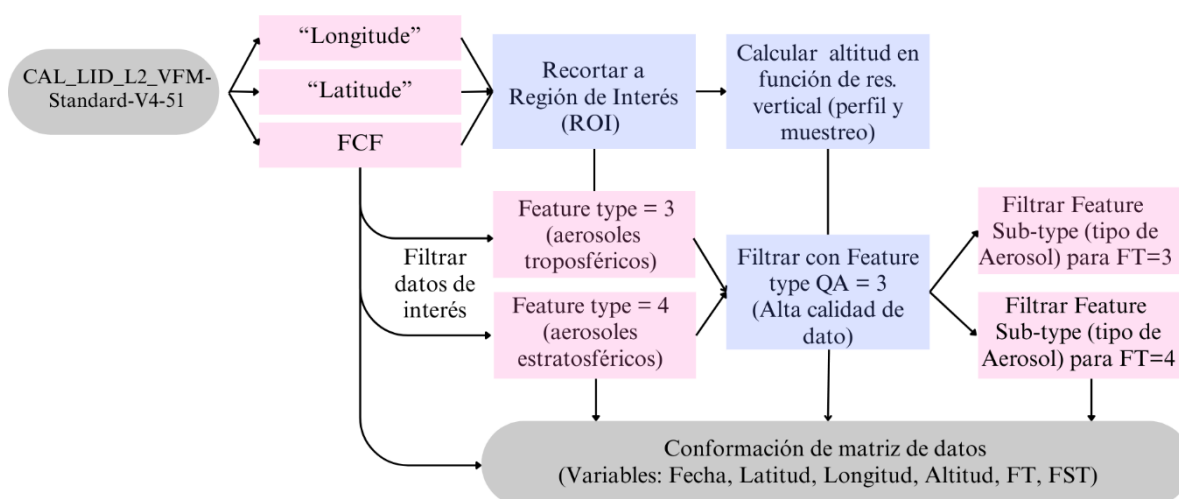
Para las capas de nubes y aerosoles, la calidad del tipo de dato (*feature type QA*) está directamente relacionada con el puntaje de discriminación nube-aerosol (*Cloud-Aerosol Discrimination score, CAD*), de acuerdo con los siguientes umbrales:

- Alta confianza:  $|\text{CAD score}| \geq 70$
- Confianza media:  $50 \leq |\text{CAD score}| < 70$
- Baja confianza:  $20 \leq |\text{CAD score}| < 50$
- Sin confianza:  $|\text{CAD score}| < 20$

Para los resultados, se consideraron únicamente aquellos registros clasificados con alta confianza ( $|\text{CAD score}| \geq 70$ ), con el objetivo de asegurar la máxima fiabilidad en la identificación de las capas de aerosol analizadas. Tal como se mencionó en la Sección 3.1.2, los años seleccionados para la evaluación de los datos proporcionados por CALIPSO fueron 2020 y 2021, ya que correspondieron a los periodos con la mayor cantidad de focos de incendios detectados. El análisis de las variables de interés se realizó mediante un procesamiento de datos resumido esquemáticamente en la Figura 3.10 y detallado a continuación.

La metodología aplicada consistió, en primer lugar, en la extracción de tres variables fundamentales: latitud, longitud y la bandera de clasificación de características (Feature Classification Flag, FCF), que codifica el tipo de elemento detectado por el sistema LIDAR. Con base en las coordenadas geográficas obtenidas, se procedió a realizar un recorte espacial, delimitando así una Región de Interés (ROI) que corresponde al área geográfica bajo estudio.

Posteriormente, se calculó la altitud de las capas registradas, considerando la resolución vertical del instrumento detallada anteriormente, así como los parámetros específicos del perfil y del muestreo asociados a cada observación. Una vez estimadas las altitudes, se filtraron los datos con el objetivo de seleccionar únicamente aquellos registros que correspondieran a aerosoles, según la codificación presente en el FCF. Se seleccionaron específicamente los Feature Type 3 y 4, correspondientes a aerosoles troposféricos y estratosféricos, respectivamente.



**Figura 3.10** Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital llevado a cabo en los archivos obtenidos del producto DSCOVER EPIC L2 MAIAC 02, CAL\_LID\_L2\_VFM\_Standard V4.51, a partir de observaciones de CALIOP/CALIPSO.

Con el fin de asegurar la calidad de los datos, se aplicó un filtro adicional conservando solo aquellas observaciones cuya calidad fuera alta, es decir, aquellas con un valor de Feature Type QA igual a 3. Además, se realizó una clasificación más detallada de los aerosoles mediante el parámetro Feature Sub-type, el cual permite diferenciar los distintos tipos de aerosol presentes tanto en la categoría troposférica como en la estratosférica. En este sentido, los aerosoles troposféricos pueden clasificarse en siete subtipos: marino, polvo desértico, continental contaminado/humo, continental limpio, polvo contaminado, humo elevado y polvo marino. Por su parte, los aerosoles estratosféricos se agrupan en los siguientes subtipos: aerosol estratosférico polar (PSA), ceniza volcánica, sulfatos/otros y humo.

Finalmente, se conformó una matriz de datos estructurada con las variables clave para el análisis: fecha de observación, latitud, longitud, altitud, tipo de aerosol (Feature Type) y subtipo de aerosol (Feature Sub-type). Esta matriz sirvió como insumo fundamental para el desarrollo del análisis de la distribución espacial y vertical de los aerosoles en la región y período de interés.

### 3.5. VALIDACIÓN DE RESULTADOS SATELITALES

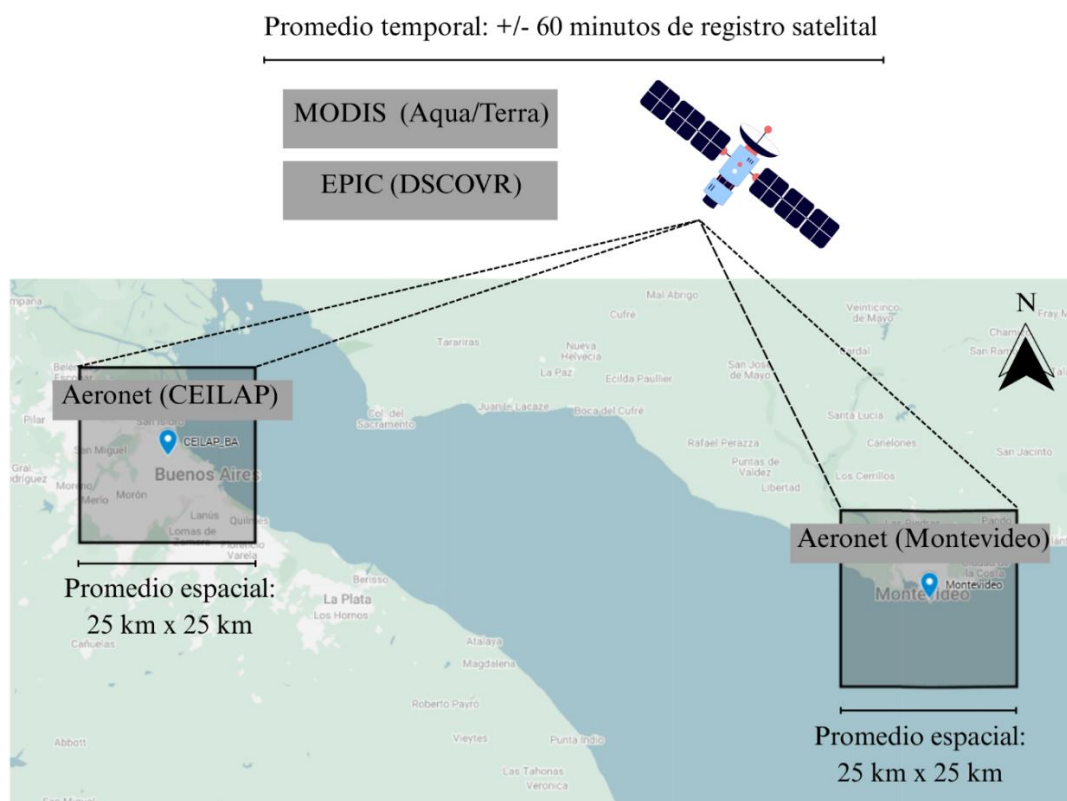
Hasta este punto se han descrito las metodologías aplicadas para el análisis de variables obtenidas a partir de sensores satelitales. No obstante, si bien las observaciones desde el espacio ofrecen numerosas ventajas, la verificación y calibración de los productos de aerosoles derivados de satélites resulta fundamental. En este sentido, la Aerosol Robotic Network (AERONET) de la NASA constituye la principal red federada de observación terrestre y archivo público de datos que, de forma continua, ha recolectado y almacenado información sobre aerosoles durante más de 25 años (Holben et al., 1998). Los instrumentos utilizados en esta red son fotómetros solares, distribuidos en estaciones ubicadas en los principales ecosistemas y regiones de actividad humana a nivel global. Gracias a su alta calidad y continuidad temporal, los datos de AERONET se han utilizado con éxito como referencia para la validación en superficie de múltiples sensores satelitales (Chen et al., 2020; Levy et al., 2010; Remer et al., 2005).

En la región de estudio se encuentran cuatro fotómetros solares de la red AERONET. Sin embargo, para este trabajo, se utilizaron datos obtenidos de dos sitios: la estación CEILAP-BA (34.55°S, 58.50°O) y la estación Montevideo (34.9°S, 56.16°O). La estación CEILAP-BA proporcionó una cobertura continua durante todo el período de estudio (2018–2022), mientras que Montevideo, al estar incorporada más recientemente a la red, facilitó datos desde 2020 hasta 2022. Las otras dos estaciones ubicadas en la región de estudio (Asunción, 25.25°S, 57.51°O y Sao Martinho, 29.44°S, 53.82°O) fueron descartadas por su baja cobertura temporal y calidad de datos, lo que impedía realizar evaluaciones estadísticas confiables.

#### 3.5.1. Profundidad Óptica de los Aerosoles obtenida a partir de la red AERONET

La Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD) medida por la red AERONET se basa en la ley de Beer-Lambert (detallada en la sección 2.3.2.2), a partir de la cual se calcula la AOD columnar en longitudes de onda que van desde los 350 hasta los 1020 nm, con una incertidumbre esperada de aproximadamente 0.01 a 0.021 (Eck et al., 1999). Para la obtención de resultados, se emplearon datos de Nivel 2, Versión 3 de AOD a 440 nm, que incluyen calibración pre y post-despliegue, eliminación de nubes y control de calidad, lo que asegura una alta confiabilidad.

Como se mencionó previamente, uno de los objetivos fundamentales de la utilización de datos in situ es la validación de productos satelitales. Para ello, se adoptaron los criterios metodológicos propuestos por Martins et al. (2017), aplicando una ventana espacial de 25 km × 25 km alrededor de cada estación AERONET y una ventana temporal de  $\pm 60$  minutos respecto al horario del registro satelital (ver esquema representado en la Figura 3.11).



**Figura 3.11** Criterios metodológicos para la comparación de AOD satelital (MODIS-MAIAC) con observaciones terrestres (red AERONET – CEILAP y Montevideo). Mapa base: Google maps.

En particular, para las estaciones CEILAP-BA y Montevideo, se promediaron los valores de AOD obtenidos de los productos MAIAC-MODIS (470 nm, satélites Terra y Aqua) y MAIAC-EPIC (443 nm, satélite DSCOVR) dentro del área definida. El AOD derivado de datos satelitales fue sometido a un preprocesamiento específico según el satélite de origen, descrito en la Figura 3.6 (AOD a 470 nm, MAIAC-MODIS) y en la Figura 3.7 (AOD a 443 nm, MAIAC-EPIC). De forma complementaria, se calculó el promedio de AOD de AERONET a 440 nm, considerando las mediciones realizadas dentro del intervalo temporal de  $\pm 60$  minutos respecto a cada sobrevuelo satelital. AERONET registra datos cada 15 minutos, lo cual proporciona una base temporal adecuada para esta comparación. La estación CEILAP-BA ofreció una cobertura continua durante el período de estudio

comprendido entre 2018 y 2022, mientras que la estación de Montevideo, incorporada más recientemente a la red, cuenta con datos disponibles desde 2020 hasta 2022.

Pará el análisis de correlación, se generaron gráficos de dispersión, reportando el número de puntos utilizados (N), el coeficiente de correlación de Pearson (R) y el porcentaje de puntos dentro del error esperado (EE), calculado según la Ecuación (3.1):

$$EE = \pm(0.05 + 0.05 \times AOD) \quad (3.1)$$

El EE definido para las comparaciones incluye las incertidumbres absolutas (0.05) y relativas (0.05) de las estimaciones de AOD. Esta formulación del EE proviene de la adaptación propuesta para el algoritmo MAIAC, tal como se describe en Lyapustin et al. (2018). El EE tradicional de MODIS Dark Target (DT) asume un error relativo del 15%, derivado de incertidumbres propias de DT, especialmente asociadas a la reflectancia de superficie. MAIAC, en cambio, incorpora un tratamiento dinámico del BRDF y una caracterización espectral más estable, lo que reduce el error relativo al 5%.

Además, se calcularon el error cuadrático medio (RMSE) y el sesgo (Bias), mediante las Ecuaciones (3.2) y (3.3):

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (AOD_{SATELITAL} - AOD_{AERONET})^2\right)} \quad (3.2)$$

$$Bias = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (AOD_{SATELITAL} - AOD_{AERONET}) \quad (3.3)$$

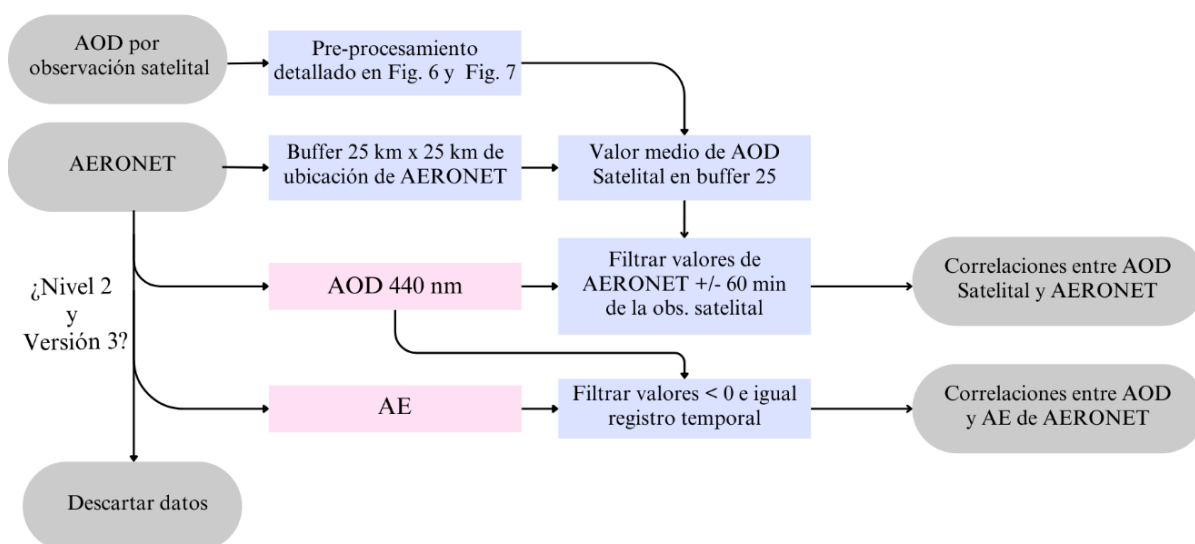
Es de interés destacar que, la diferencia sistemática (bias) observada entre los valores de AOD obtenidos por MAIAC (470 nm) y AERONET (440 nm) refleja en parte las discrepancias atribuibles a la diferencia de longitud de onda, así como a posibles variaciones naturales del AOD con la longitud de onda y diferencias inherentes entre los algoritmos y sensores empleados.

### 3.5.2. Exponente de Ångström obtenido a partir de la red AERONET

Dado que uno de los objetivos de la tesis es analizar la distribución temporal y espacial de la Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD), comúnmente asociada a aerosoles provenientes de la quema de biomasa, también se analizó el Exponente de Ångström (AE o  $\alpha$ ), con el fin de obtener información complementaria. El AE mide la tasa de cambio de la AOD en función de diferentes longitudes de onda de la radiación solar, y también es

reportado por la red AERONET. Un análisis más detallado de sus características físicas y sus dependencias se presenta en la sección 2.3.3.

El procedimiento metodológico seguido para la comparación entre productos satelitales y observaciones in situ de AOD, así como para el análisis del AE, se resume en la Figura 3.12. Una descripción de la metodología aplicada a AOD proveniente de AERONET se detalló en la sección 3.5.1. Para la caracterización AE se utilizaron exclusivamente datos de Nivel 2. Se filtraron los valores menores que cero y se mantuvieron únicamente aquellos que compartieran el mismo registro temporal que los datos de AOD. Los datos que no cumplieron con los criterios de calidad, coincidencia temporal o espacial, o que no pertenecían al nivel y versión especificados, fueron descartados del análisis.



**Figura 3.12 Diagrama de flujo aplicado al procesamiento digital de los archivos obtenidos a partir de productos satelitales y de variables derivadas de mediciones in situ (AERONET: AOD y AE).**

En los gráficos resultantes, se destacaron de manera particular las estaciones de primavera e invierno del año 2020, dado que este período presentó la mayor concentración de focos de incendio detectados en la región. Asimismo, se resaltaron otras temporadas de invierno y primavera, ya que históricamente se asocian a una mayor incidencia de incendios forestales en América del Sur. Este enfoque comparativo permite identificar posibles diferencias estacionales y evaluar el comportamiento del año 2020, considerado en este estudio como un año atípico en términos de actividad de quema de biomasa.

### 3.6. REFERENCIAS DEL CAPÍTULO

- Boer, M. M., Resco de Dios, V., & Bradstock, R. A. (2020). Unprecedented burn area of Australian mega forest fires. *Nature Climate Change*, 10(3), 171–172. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-0716-1>
- Buchhorn, M., Lesiv, M., Tsendbazar, N.-E., Herold, M., Bertels, L., & Smets, B. (2020). Copernicus Global Land Cover Layers—Collection 2. *Remote Sensing*, 12(6), 1044. <https://doi.org/10.3390/rs12061044>
- Chen, C., Dubovik, O., Fuentes, D., Litvinov, P., Lapyonok, T., Lopatin, A., Ducos, F., Derimian, Y., Herman, M., Tanré, D., Remer, L. A., Lyapustin, A., Sayer, A. M., Levy, R. C., Hsu, N. C., Descloitres, J., Li, L., Torres, B., Karol, Y., ... Federspiel, C. (2020). Validation of GRASP algorithm product from POLDER/PARASOL data and assessment of multi-angular polarimetry potential for aerosol monitoring. *Earth System Science Data*, 12(4), 3573–3620. <https://doi.org/10.5194/essd-12-3573-2020>
- Choi, M., Lyapustin, A., Schuster, G. L., Go, S., Wang, Y., Korkin, S., Kahn, R., Reid, J. S., Hyer, E. J., Eck, T. F., Chin, M., Diner, D. J., Kalashnikova, O., Dubovik, O., Kim, J., & Moosmüller, H. (2024). Light-absorbing black carbon and brown carbon components of smoke aerosol from DSCOVR EPIC measurements over North America and central Africa. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 24(18), 10543–10565. <https://doi.org/10.5194/acp-24-10543-2024>
- de la Riva, J., Pérez-Cabello, F., Lana-Renault, N., & Koutsias, N. (2004). Mapping wildfire occurrence at regional scale. *Remote Sensing of Environment*, 92(3), 363–369. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.06.022>
- Eck, T. F., B. N. Holben, J. S. Reid, O. Dubovik, A. Smirnov, N. T., O'Neill, I. S., & S. Kinne. (1999). Wavelength dependence of the optical depth of biomass burning, urban, and desert dust aerosols. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 104(D24), 31333–31349. <https://doi.org/https://doi.org/10.1029/1999JD900923>
- Freeborn, P. H., Wooster, M. J., Roy, D. P., & Cochrane, M. A. (2014). Quantification of MODIS fire radiative power (FRP) measurement uncertainty for use in satellite-based active fire characterization and biomass burning estimation. *Geophysical Research Letters*, 41(6), 1988–1994. <https://doi.org/10.1002/2013GL059086>
- Geirinhas, J. L., Russo, A. C., Libonati, R., Miralles, D. G., Ramos, A. M., Gimeno, L., & Trigo, R. M. (2023). Combined large-scale tropical and subtropical forcing on the severe 2019–2022 drought in South America. *Npj Climate and Atmospheric Science*, 6(1), 185. <https://doi.org/10.1038/s41612-023-00510-3>

Ghan, S. J., Liu, X., Easter, R. C., Zaveri, R., Rasch, P. J., Yoon, J.-H., & Eaton, B. (2012). Toward a Minimal Representation of Aerosols in Climate Models: Comparative Decomposition of Aerosol Direct, Semidirect, and Indirect Radiative Forcing. *Journal of Climate*, 25(19), 6461–6476. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00650.1>

Global Modeling and Assimilation Office (GMAO) (2015), MERRA-2 statM\_2d\_slv\_Nx: 2d,Monthly,Aggregated Statistics,Single-Level,Assimilation,Single-Level Diagnostics V5.12.4, Greenbelt, MD, USA, Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC), Accessed: [06/08/2024], 10.5067/KVIMOMCUO83U. (n.d.).

Holben, B. N., Eck, T. F., Slutsker, I., Tanré, D., Buis, J. P., Setzer, A., Vermote, E., Reagan, J. A., Kaufman, Y. J., Nakajima, T., Lavenu, F., Jankowiak, I., & Smirnov, A. (1998). AERONET—A Federated Instrument Network and Data Archive for Aerosol Characterization. *Remote Sensing of Environment*, 66(1), 1–16. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00031-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00031-5)

Hsu, N. C., Jeong, M. -J., Bettenhausen, C., Sayer, A. M., Hansell, R., Seftor, C. S., Huang, J., & Tsay, S. -C. (2013). Enhanced Deep Blue aerosol retrieval algorithm: The second generation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(16), 9296–9315. <https://doi.org/10.1002/jgrd.50712>

Huffman, G. J., E.F. Stocker, D.T. Bolvin, E.J. Nelkin, & Jackson Tan. (2023). GPM IMERG Final Precipitation L3 1 month 0.1 degree x 0.1 degree V07, Greenbelt, MD, Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC). <https://doi.org/10.5067/GPM/IMERG/3B-MONTH/07>

Huneus, N., Schulz, M., Balkanski, Y., Griesfeller, J., Prospero, J., Kinne, S., Bauer, S., Boucher, O., Chin, M., Dentener, F., Diehl, T., Easter, R., Fillmore, D., Ghan, S., Ginoux, P., Grini, A., Horowitz, L., Koch, D., Krol, M. C., ... Zender, C. S. (2011). Global dust model intercomparison in AeroCom phase I. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 11(15), 7781–7816. <https://doi.org/10.5194/acp-11-7781-2011>

Hunt, W. H., Winker, D. M., Vaughan, M. A., Powell, K. A., Lucker, P. L., & Weimer, C. (2009). CALIPSO Lidar Description and Performance Assessment. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 26(7), 1214–1228. <https://doi.org/10.1175/2009JTECHA1223.1>

INE. (n.d.). Censo del Instituto Nacional de Estadística. 2023. Retrieved April 23, 2025, from <https://www.gub.uy/instituto-nacional-estadistica/censos2023pvh>

Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC). (2023, January). Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2022. [https://censo.gob.ar/wp-content/uploads/2023/02/cnphv2022\\_resultados\\_provisionales.pdf](https://censo.gob.ar/wp-content/uploads/2023/02/cnphv2022_resultados_provisionales.pdf)

Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Vermote, E. F., Masuoka, E., Wolfe, R. E., Saleous, N., Roy, D. P., & Morisette, J. T. (2002). An overview of MODIS Land data processing and product status. *Remote Sensing of Environment*, 83(1–2), 3–15. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00084-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00084-6)

Kahn, R. A. (2012). Reducing the Uncertainties in Direct Aerosol Radiative Forcing. *Surveys in Geophysics*, 33(3–4), 701–721. <https://doi.org/10.1007/s10712-011-9153-z>

Keeley, J. E., & Syphard, A. D. (2021). Large California wildfires: 2020 fires in historical context. *Fire Ecology*, 17(1), 22. <https://doi.org/10.1186/s42408-021-00110-7>

KOUTSIAS, N., KALABOKIDIS, K. D., & ALLGÖWER, B. (2004). FIRE OCCURRENCE PATTERNS AT LANDSCAPE LEVEL: BEYOND POSITIONAL ACCURACY OF IGNITION POINTS WITH KERNEL DENSITY ESTIMATION METHODS. *Natural Resource Modeling*, 17(4), 359–375. <https://doi.org/10.1111/j.1939-7445.2004.tb00141.x>

Levenberg, K. (1944). A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, 2(2), 164–168. <https://doi.org/10.1090/qam/10666>

Levy, R. C., Mattoo, S., Munchak, L. A., Remer, L. A., Sayer, A. M., Patadia, F., & Hsu, N. C. (2013). The Collection 6 MODIS aerosol products over land and ocean. *Atmospheric Measurement Techniques*, 6(11), 2989–3034. <https://doi.org/10.5194/amt-6-2989-2013>

Levy, R. C., Remer, L. A., Kleidman, R. G., Mattoo, S., Ichoku, C., Kahn, R., & Eck, T. F. (2010). Global evaluation of the Collection 5 MODIS dark-target aerosol products over land. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 10(21), 10399–10420. <https://doi.org/10.5194/acp-10-10399-2010>

Liu, Z., Omar, A., Vaughan, M., Hair, J., Kittaka, C., Hu, Y., Powell, K., Trepte, C., Winker, D., Hostetler, C., Ferrare, R., & Pierce, R. (2008). CALIPSO lidar observations of the optical properties of Saharan dust: A case study of long-range transport. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D7). <https://doi.org/10.1029/2007JD008878>

Lyapustin, A., Wang, Y., Go, S., Choi, M., Korkin, S., Huang, D., Knyazikhin, Y., Blank, K., & Marshak, A. (2021). Atmospheric Correction of DSCOVR EPIC: Version 2 MAIAC Algorithm. *Frontiers in Remote Sensing*, 2. <https://doi.org/10.3389/frsen.2021.748362>

Lyapustin, A., Wang, Y., Korkin, S., & Huang, D. (2018). MODIS Collection 6 MAIAC algorithm. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(10), 5741–5765. <https://doi.org/10.5194/amt-11-5741-2018>

- Lyapustin, A., Wang, Y., Korkin, S., Kahn, R., & Winker, D. (2020). MAIAC Thermal Technique for Smoke Injection Height From MODIS. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(5), 730–734. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2936332>
- Marengo, J. A., Cunha, A. P., Cuartas, L. A., Deusdará Leal, K. R., Broedel, E., Seluchi, M. E., Michelin, C. M., De Praga Baião, C. F., Chuchón Angulo, E., Almeida, E. K., Kazmierczak, M. L., Mateus, N. P. A., Silva, R. C., & Bender, F. (2021). Extreme Drought in the Brazilian Pantanal in 2019–2020: Characterization, Causes, and Impacts. *Frontiers in Water*, 3. <https://doi.org/10.3389/frwa.2021.639204>
- Marquardt, D. W. (1963). An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2), 431–441. <https://doi.org/10.1137/0111030>
- Marshak, A., Herman, J., Adam, S., Karin, B., Cam, S., Cede, A., Geogdzhayev, I., Huang, D., Huang, L.-K., Knyazikhin, Y., Kowalewski, M., Krotkov, N., Lyapustin, A., McPeters, R., Meyer, K. G., Torres, O., & Yang, Y. (2018). Earth Observations from DSCOVR EPIC Instrument. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 99(9), 1829–1850. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-17-0223.1>
- Martins, V. S., Lyapustin, A., de Carvalho, L. A. S., Barbosa, C. C. F., & Novo, E. M. L. M. (2017). Validation of high-resolution MAIAC aerosol product over South America. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(14), 7537–7559. <https://doi.org/10.1002/2016JD026301>
- Peel, M. C., Finlayson, B. L., & McMahon, T. A. (2007). Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(5), 1633–1644. <https://doi.org/10.5194/hess-11-1633-2007>
- Remer, L. A., Kaufman, Y. J., Tanré, D., Mattoo, S., Chu, D. A., Martins, J. V., Li, R.-R., Ichoku, C., Levy, R. C., Kleidman, R. G., Eck, T. F., Vermote, E., & Holben, B. N. (2005). The MODIS Aerosol Algorithm, Products, and Validation. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 62(4), 947–973. <https://doi.org/10.1175/JAS3385.1>
- Salomonson, V. V., Barnes, W. L., Maymon, P. W., Montgomery, H. E., & Ostrow, H. (1989). MODIS: advanced facility instrument for studies of the Earth as a system. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(2), 145–153. <https://doi.org/10.1109/36.20292>
- Saucedo, G. I., & Kurtz, D. B. (2025). Seasonality and post fire recovery in a wetland dominated region: Insights from satellite data analysis in northern Argentina. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 37, 101480. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101480>

Schroeder, W., & Giglio, L. (2018). NASA VIIRS Land Science Investigator Processing System (SIPS) Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) 375 m & 750 m Active Fire Products. Product User's Guide Version 1.4. [https://viirsland.gsfc.nasa.gov/PDF/VIIRS\\_activefire\\_User\\_Guide.pdf](https://viirsland.gsfc.nasa.gov/PDF/VIIRS_activefire_User_Guide.pdf)

Schroeder, W., Oliva, P., Giglio, L., & Csiszar, I. A. (2014). The New VIIRS 375 m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment. *Remote Sensing of Environment*, 143, 85–96. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.008>

Superczynski, S. D., Kondragunta, S., & Lyapustin, A. I. (2017). Evaluation of the multi-angle implementation of atmospheric correction (MAIAC) aerosol algorithm through intercomparison with VIIRS aerosol products and AERONET. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(5), 3005–3022. <https://doi.org/10.1002/2016JD025720>

Vernier, J. P., Pommereau, J. P., Garnier, A., Pelon, J., Larsen, N., Nielsen, J., Christensen, T., Cairo, F., Thomason, L. W., Leblanc, T., & McDermid, I. S. (2009). Tropical stratospheric aerosol layer from CALIPSO lidar observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D4). <https://doi.org/10.1029/2009JD011946>

Winker, D. M., Vaughan, M. A., Omar, A., Hu, Y., Powell, K. A., Liu, Z., Hunt, W. H., & Young, S. A. (2009). Overview of the CALIPSO Mission and CALIOP Data Processing Algorithms. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 26(11), 2310–2323.

# Capítulo 4

---

## *Resultados y discusiones*

### 4.1. CARACTERIZACIÓN ESPACIO-TEMPORAL DE INCEDIOS (VIIRS/SUOMI-NPP)

Esta sección de resultados detalla los hallazgos derivados del análisis espacio-temporal de los eventos de incendio en la región centro-noreste de Argentina y áreas circundantes durante el período comprendido entre el 2013 y el 2022. Se presenta una caracterización de la variabilidad anual y estacional de los píxeles de incendio y la Potencia Radiativa del Fuego (FRP), así como su distribución espacial. Los resultados revelan tendencias significativas en la ocurrencia e intensidad de los incendios, destacando patrones estacionales y la identificación de regiones persistentemente afectadas. Estos resultados son relevantes para la comprensión de la dinámica del fuego y el posterior análisis del comportamiento de variables atmosféricas relativas a estos eventos en la zona de estudio.

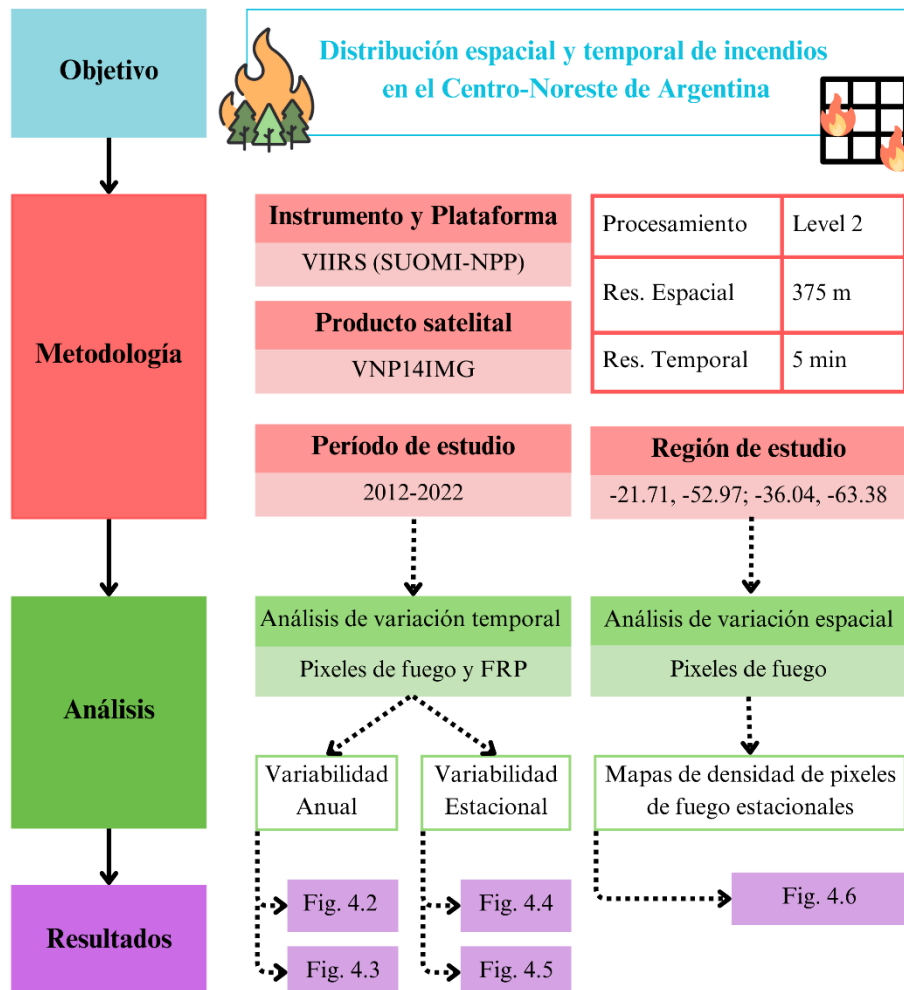
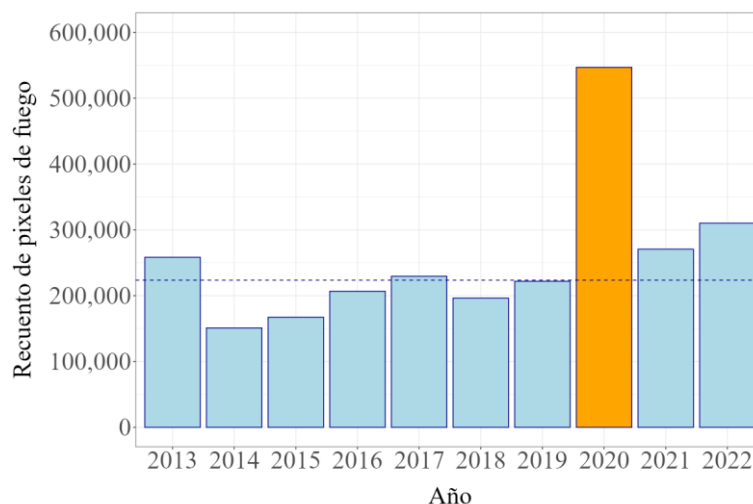


Figura 4.1 Flujograma del análisis temporal y espacial de incendios.

#### 4.1.1. Variabilidad anual de píxeles de fuego y poder radiativo de fuego

La Figura 4.2 muestra el número de píxeles de incendio detectados en cada año del análisis de diez años para la región de estudio (véase la descripción en la sección 3.1.1). En general, los recuentos de píxeles de incendio se distribuyeron en un rango de aproximadamente 150,000 a 300,000 anualmente. Notablemente, se registró un valor anómalo durante el año 2020, donde se contabilizaron 546,893 píxeles de fuego. Al obtener el valor medio de píxeles de fuego para los diez años de estudio (excluyendo 2020, identificado como un valor anómalo), el mismo adquiere un valor de 223,541 píxeles, con una desviación estándar de 50,502. El valor medio se representa en la Figura 4.2 mediante una línea punteada en color azul. En consecuencia, existe un aumento del 113% en los recuentos de píxeles de incendio para 2020 en comparación con el valor medio observado durante todo el período de estudio.

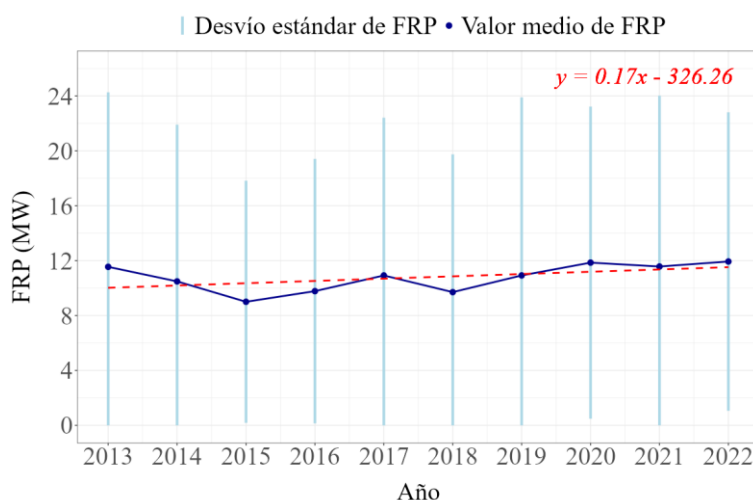
La Figura 4.2 constituye el punto de partida de esta tesis, al revelar que el año 2020 se comportó de manera atípica en comparación con los demás años analizados. La prueba de Wilcoxon (prueba no paramétrica) mostró que los recuentos diarios de focos en 2020 fueron significativamente mayores que los recuentos diarios históricos ( $W = 853630$ ,  $p < 2.2 \times 10^{-16}$ ; el p-value es más pequeño que cualquier nivel de significancia típico). Por lo tanto, la anomalía observada en 2020 no puede atribuirse al azar, sino que representa un incremento real en la actividad de fuego.



**Figura 4.2** Recuento anual de píxeles de fuego detectados entre 2013 y 2022. El promedio de detecciones de píxeles de fuego (descartando 2020) se representa en línea punteada azul. Fuente de datos: Fire Information for Resource Management System (FIRMS)/NASA. Producto: VNP14IMG.

Como han demostrado estudios previos, existe una correlación positiva entre el aumento de píxeles de incendio y la Potencia Radiativa del Fuego (FRP), debido a que a mayor masa de vegetación combustionada se emite más energía radiante (Wooster et al., 2005). Además, valores más altos de FRP promueven la propagación del fuego, creando un ciclo de retroalimentación que aumenta los eventos de incendio. Sin embargo, en la mayoría de las áreas propensas a incendios, la relación lineal entre FRP y el tamaño del parche de incendio se satura para un umbral de incendios de intensidad intermedia, que varían según la región y el tipo de vegetación (Laurent et al., 2019).

La Figura 4.3 muestra el valor medio de FRP (en Mega watts) calculado para cada año. Los valores medios de FRP oscilan entre 9 MW (2015) y 11,9 MW (2020 y 2022). Es notable que, aunque se contabilizaron casi la mitad de los píxeles de incendio en 2022 en comparación con 2020, los valores medios de la FRP de ambos años y su desviación estándar se mantienen bastante similares. Esto se debe a que, durante el verano de 2022, un número significativo de eventos de incendio ocurrió en la región noreste de la provincia de Corrientes. La intensidad de estos eventos fue una de las más altas registradas (véase la Figura 4.6) y se analiza más a fondo en la sección 4.1.2.



**Figura 4.3** Valor medio del Poder Radiativo del Fuego (FRP) entre 2013 y 2022. Las barras verticales indican la desviación estándar para cada año. La línea de tendencia (en rojo punteado) muestra la evolución del FRP a lo largo del período analizado. Fuente de datos: FIRMS/NASA. Producto: VNP14IMG.

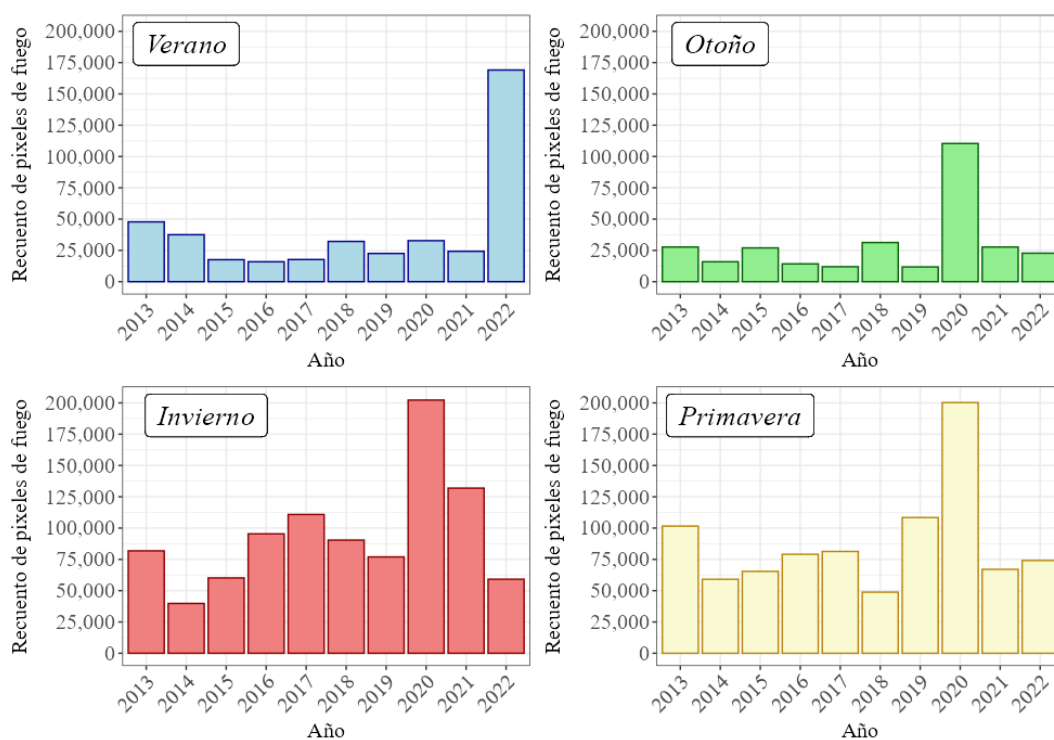
Los valores de desviación estándar de FRP actúan como una variable de dispersión, permitiendo identificar valores atípicos o patrones inusuales en el comportamiento del fuego. Los valores de desviación estándar de FRP anuales oscilan entre 17.65 MW (2015) y 23.95 MW (2019), casi el doble de la magnitud de los valores medios en la mayoría de los casos. Estos valores elevados revelan una mayor variabilidad en las intensidades de fuego observadas cada año. Sin embargo, esto no sucede de manera constante a lo largo del año. En la sección 4.1.2, la Figura 4.5 ilustra las variaciones en los valores medios de la FRP en diferentes estaciones. Este análisis revela que los eventos de incendio exhiben un patrón estacional en lugar de permanecer constantes a lo largo de los años.

En la Figura 4.3 también se representa la tendencia (graficada en línea de puntos roja) obtenida mediante un ajuste lineal de los valores medios anuales de FRP. Al realizar un ajuste lineal entre los años de estudio y los valores medios de la FRP, la pendiente refleja una tendencia al aumento de los valores medios de la FRP a medida que pasan los años. Sin embargo, un valor de  $R^2=0.25$  indica que solo el 25.14% de la varianza en los valores medios de la FRP puede explicarse por esta relación lineal. Además, un valor  $p = 0.14$  sugiere que el modelo general puede no ser estadísticamente significativo a los niveles de significación convencionales ( $\alpha=0.05$ ).

#### 4.1.2. Variabilidad estacional de píxeles de fuego y poder radiativo de fuego

La Figura 4.4 ilustra los recuentos de píxeles de incendio para cada estación durante el período de estudio de diez años en el área designada. Como se mencionó en la metodología, se consideraron los siguientes meses para cada estación del año: verano (diciembre, enero y febrero), otoño (marzo, abril y mayo), invierno (junio, julio y agosto) y primavera (septiembre, octubre y noviembre). Al analizar los cuatro gráficos, se hace evidente que 2020 registró el mayor número de píxeles de incendio, particularmente durante el otoño (110,380 recuentos de incendios), el invierno (200,242 recuentos de incendios) y la primavera (200,204 recuentos de incendios).

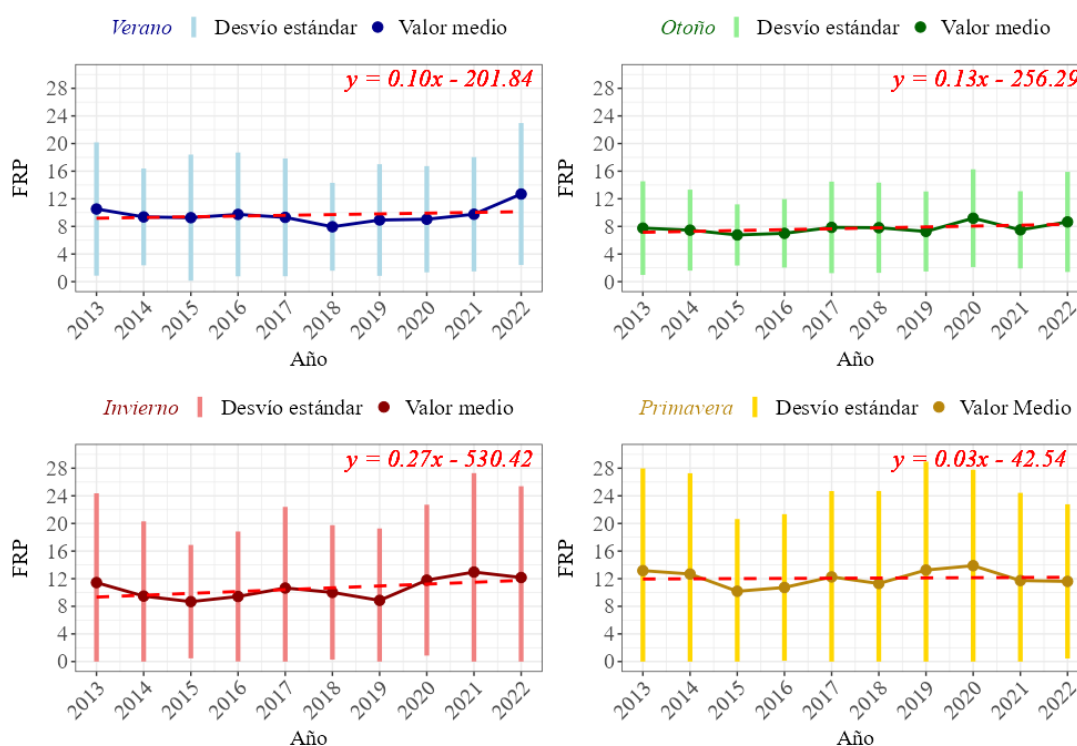
Durante el verano, los recuentos oscilaron entre aproximadamente 15,000 y 50,000 píxeles de incendio, excepto en 2022 (169,076 recuentos de incendios). Durante ese período, un número significativo de eventos de incendio ocurrió en la provincia de Corrientes. Las áreas quemadas representaron ~12% de toda la provincia, siendo los humedales la zona más afectada. La evidencia indicó que la disminución de la superficie de agua y la proporción de áreas protegidas estaban directa y positivamente relacionadas con la extensión de las áreas quemadas (Saucedo et al., 2023).



**Figura 4.4** Distribución estacional del recuento de píxeles de fuego entre 2013 y 2022. Cada gráfico representa una estación del año: verano (arriba a la izquierda), otoño (arriba a la derecha), invierno (abajo a la izquierda) y primavera (abajo a la derecha). Fuente de datos: FIRMS/NASA. Producto: VNP14IMG.

Durante el invierno y la primavera se registran los valores más altos de recuentos de píxeles de fuego. En invierno se registraron recuentos mínimos de 39,792 (2014) y máximos de 202,242 (2020) píxeles de incendio, mientras que en otoño se presentan recuentos comparativamente más bajos que oscilaron entre 10,000 y 30,000 (excluyendo el período de 2020). Esta observación puede atribuirse a la menor humedad y precipitaciones durante el invierno (véase la descripción meteorológica realizada en la sección 3.1.5), lo que lleva a una reducción de la humedad del suelo y, por lo tanto, a una mayor probabilidad de ocurrencia de eventos de incendio. Sin embargo, es muy probable que el evento La Niña ocurrido entre 2020 y 2022 haya intensificado estas condiciones, ya que durante dicho período se produjo un reforzamiento de la celda de Hadley, que genera el descenso de aire seco sobre el área de estudio. A esto se suma la generación de ondas de Rossby desde el Pacífico occidental y Australia, las cuales mantienen un anticiclón (centro de alta presión) casi estacionario. Este patrón favoreció, durante estos años, la evaporación y de esta forma contribuyó al secado del suelo, optimizando así las condiciones para la ocurrencia de incendios.

La Figura 4.5 muestra los valores medios estacionales de FRP evaluados para cada año. El análisis de verano revela que el valor medio de FRP varía entre 8.0 MW (2018) y 12.7 MW (2022). Los valores de FRP más bajos se registraron en otoño, oscilando entre 6.8 MW (2015) y 9.2 MW (2020). En invierno y primavera, los valores de FRP fueron los más altos. Mientras que en invierno estos valores variaron entre 8.7 MW (2015) y 13.0 MW (2021), en primavera oscilaron entre 10.2 MW (2015) y 13.9 MW (2020). A su vez, se observa una relación directa entre píxeles de incendio y FRP. Estudios globales de incendios para ecosistemas propensos a incendios reportan relaciones similares (Yang et al., 2023). Esto se debe a que los incendios más grandes tienden a emitir más energía radiante, y los valores de FRP más altos pueden contribuir a una propagación del fuego más rápida, creando un ciclo de retroalimentación que mantiene o amplifica los eventos de incendio, como se explicó en la sección 4.1.1.



**Figura 4.5** Distribución estacional del valor medio de FRP entre 2013 y 2022. Cada gráfico representa una estación del año: verano (arriba a la izquierda), otoño (arriba a la derecha), invierno (abajo a la izquierda) y primavera (abajo a la derecha). Las barras verticales indican la desviación estándar. Las líneas de tendencia se representan en rojo punteado. Fuente de datos: FIRMS/NASA. Producto: VNP14IMG.

Se aplicó un modelo de regresión lineal para estudiar la relación entre los años de estudio para cada estación y el valor medio de FRP. La Figura 4.5 detalla en línea de puntos roja este ajuste lineal efectuado para cada estación. Inicialmente, la pendiente positiva refleja una tendencia de aumento de los valores medios de FRP a medida que pasan los años, particularmente en la estación de invierno. Sin embargo, un  $R^2=0.30$  indica que aproximadamente el 30% de la varianza en la FRP media estacional se explica por los años en el modelo de regresión lineal. Además, el valor  $p = 0.10$  implica que los años pueden no tener una relación lineal estadísticamente significativa con la FRP media a un nivel de significación convencional ( $\alpha=0.05$ ). El comportamiento de las otras estaciones es comparable al descrito en invierno al evaluar las estadísticas de la calidad del modelo y la significancia de sus coeficientes:

- Verano:  $R^2=0.06$  y valor  $p = 0.48$ .
- Otoño:  $R^2=0.29$  y valor  $p = 0.11$ .
- Primavera:  $R^2=0.04$  y valor  $p = 0.85$ .

En resumen, para todas las estaciones, al aplicar una regresión lineal se observa que, la relación entre los años y media estacional de FRP no es estadísticamente significativa. Por lo cual, a medida que pasan los años, no hay evidencia de eventos de incendio más intensos. Esto refuerza la complejidad del comportamiento del fuego y, especialmente, lo que influye en su intensidad (Bowman et al., 2009). Como se detalló en el marco teórico de esta tesis, factores como las características del combustible, las condiciones climáticas, la topografía y la estructura de la vegetación deben tenerse en cuenta para explicar con precisión la intensidad del fuego.

Po último, la Figura 4.5 muestra que, en la mayoría de los casos, los valores de la desviación estándar son casi el doble de la magnitud de los valores medios. Los valores de desvío estándar más altos se observan en primavera e invierno, y los valores más bajos en verano y otoño. En general, esto indica una variabilidad relativamente alta en los datos, probablemente asociada a la amplia gama de intensidades de incendio. Los incendios pueden variar desde incendios pequeños de baja intensidad en el suelo hasta incendios grandes de alta intensidad en las copas de los árboles, lo que resulta en un amplio espectro de valores de FRP y contribuye a la alta desviación estándar.

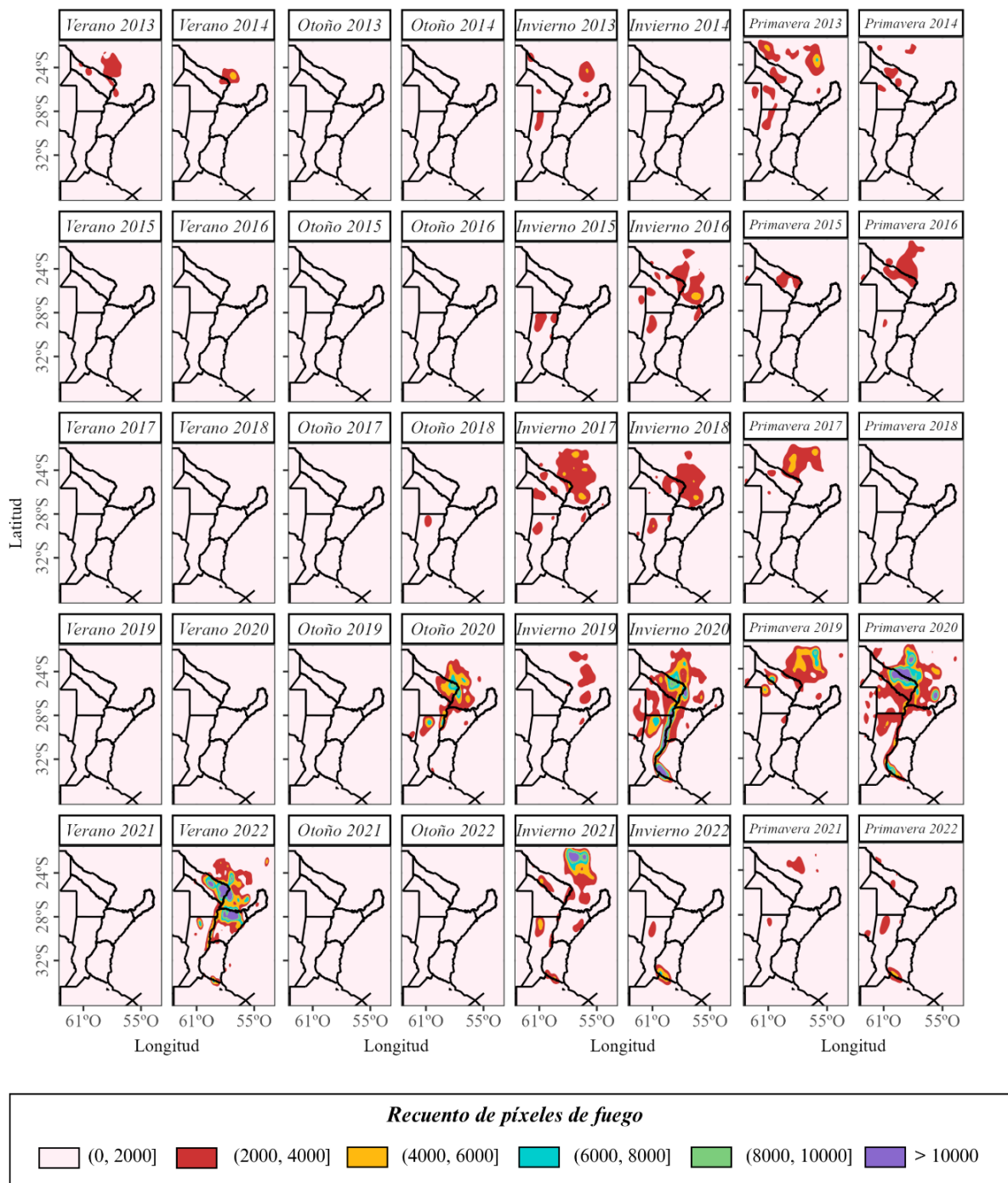
### 4.1.3. Distribución espacial de incendios

Los mapas de densidad permiten estudiar la distribución espacial de los píxeles de incendio y la identificación de regiones con altas concentraciones de píxeles de incendio. A su vez, facilitan las comparaciones de la distribución de píxeles de incendio en diferentes áreas dentro del gráfico. Para estimar la densidad de los píxeles de incendios en la zona de estudio, se aplicó la técnica de estimación de densidad de Kernel. Las especificaciones de esta técnica se detallan en la sección 3.2.

La Figura 4.6 presenta mapas de densidad de incendios para cada estación del período de estudio de diez años, facilitando el análisis de las áreas más afectadas por los eventos de incendio en la región de interés. Desde una perspectiva general, los mapas de densidad de invierno y primavera muestran *clusters* (o agrupaciones) más grandes de píxeles de incendio. Mientras que el análisis de la Figura 4.4 revela que esas estaciones tuvieron los recuentos más altos de píxeles de incendio, los mapas de densidad muestran que estos píxeles de incendio están condensados en áreas específicas por lo cual no se distribuyen de manera homogénea en toda la región analizada.

Al examinar los mapas de densidad para el verano, el 2022 se destaca en comparación con años anteriores. Esto está relacionado con los incendios de la provincia de Corrientes descritos en la sección 4.1.2. La Figura 4.4 muestra un total de 169,076 recuentos de incendios para ese año durante el verano. Además, durante este período, se observan agrupaciones mayores a 10,000 píxeles de incendio, no solo en esa Corrientes, sino también en el sur de Paraguay y casi la mitad de la provincia de Formosa. En particular, la Figura 4.6 muestra que las agrupaciones más grandes se concentraron en los Esteros del Iberá, designados como área protegida, enfatizando el impacto significativo en esta región.

En general, para el otoño, se detectaron agrupaciones pequeñas de incendios, de hasta 2,000 píxeles aproximadamente. Algo similar se observa en la Figura 4.4, donde en comparación con otras estaciones, el otoño registró los recuentos de píxeles de incendio más bajos. Sin embargo, al observar en la Figura 4.6 el mapa de densidad relativo al otoño 2020, se identificaron varias regiones con agrupaciones entre 2,000 y 4,000 y entre 4,000 y 6,000 píxeles de incendio. En cuanto a la distribución espacial de estas agrupaciones, las áreas afectadas por los eventos de incendio fueron muy similares a las detectadas en el verano de 2022. Así, regiones de Paraguay, Formosa y el norte de Santa Fe surgen como zonas propensas a ser afectadas recurrentemente por eventos de incendio.



**Figura 4.6** Mapas de densidad de píxeles de fuego para todas las estaciones del período de diez años en el área de estudio. Fuente de datos: FIRMS/NASA. Producto: VNP14IMG.

Al analizar los mapas de densidad de las estaciones de invierno y primavera, como se señaló anteriormente, es evidente que estos períodos exhiben los recuentos más altos de píxeles de incendio (véase la Figura 4.4). Para estas estaciones, un área que registra grandes agrupaciones de píxeles de incendio en la región del delta del río Paraná.

Durante el invierno de 2020, se registraron agrupaciones mayores a 10,000 recuentos de píxeles de incendio en la región del delta del río Paraná, considerado como área protegida en Argentina. Además, durante invierno y primavera del 2020, nuevamente se registraron grandes agrupaciones de incendios en la provincia de Formosa y el sur de Paraguay, representados en azul, verde y violeta.

Consistentemente, la región noreste surge como el sitio principal de la mayoría de las ocurrencias de incendios. A su vez, la región noroeste de la provincia de Santa Fe también se ve afectada con frecuencia por eventos de incendio. Típicamente, las agrupaciones formadas en estas regiones oscilan entre 2,000 y 4,000 píxeles de incendio, representadas en rojo. Sin embargo, algunos períodos registran grupos incluso más grandes, de color amarillo.

En esta sección, se observaron eventos de incendio recurrentes a lo largo del análisis de diez años, lo que subraya la propensión de ciertas áreas a experimentar incendios repetidamente. El invierno y la primavera exhibieron los grupos más grandes de píxeles de incendio, lo que indica un mayor riesgo durante estas estaciones. Es de destacar que la Figura 4.6 sirve como una herramienta valiosa para prever futuros eventos de incendio. Al analizar áreas con mayores concentraciones de píxeles de incendio, estos gráficos de densidad permiten la identificación de regiones con un riesgo elevado de incidentes de incendio. Esta información puede ser útil para estrategias de prevención de incendios, prácticas de manejo de tierras y asignación de recursos.

### 4.2. VALIDACIÓN DE AOD SATELITAL CON OBSERVACIONES DE AERONET

Esta sección presenta la validación de los productos de AOD obtenidos por satélite mediante el algoritmo MAIAC (aplicado a MODIS y EPIC), utilizando como referencia las observaciones proporcionadas por los fotómetros solares de la red AERONET en los sitios CEILAP (Argentina) y MONTEVIDEO (Uruguay). En el caso de Montevideo, solo se dispone de datos a partir de 2020, lo que restringe algunas comparaciones temporales. Los resultados se centran en el entorno inmediato de los fotómetros. El análisis incluye la caracterización anual y estacional del AOD a 440 nm (AERONET) para el período comprendido entre 2018 y 2022, así como la evaluación del AE como indicador del tipo de aerosol, particularmente durante períodos identificados como críticos por incendios. A su vez, se incluyen los resultados del análisis de correlación entre AERONET y los productos MAIAC (MODIS y EPIC), aplicando el procedimiento definido en el capítulo de metodología, con el fin de garantizar comparaciones robustas y representativas.

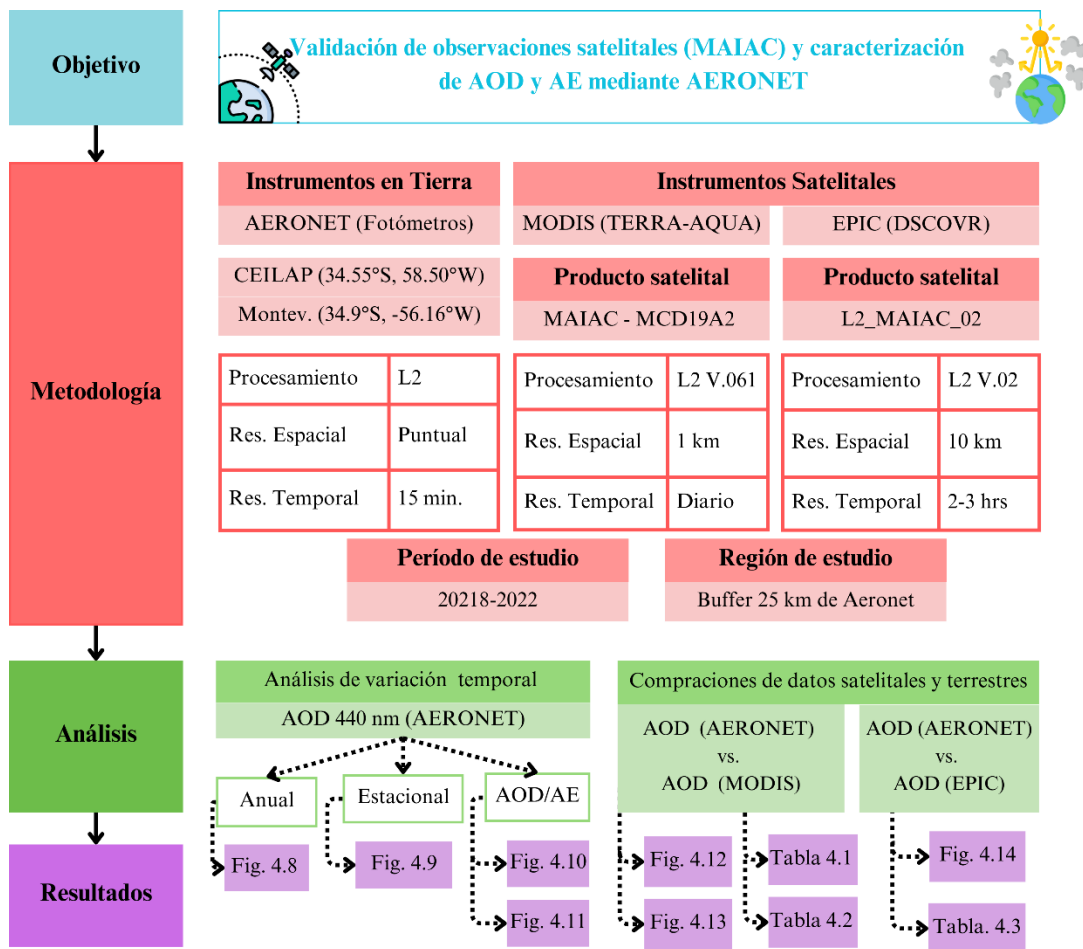


Figura 4.7 Flujoograma de validación y análisis temporal de AOD mediante AERONET.

#### 4.2.1. Caracterización de AOD por medio de AERONET

La Figura 4.8 presenta estadísticas anuales de AOD a 440 nm, obtenidas de la red AERONET para los sitios CEILAP (Argentina) y MONTEVIDEO (Uruguay), mediante diagramas de caja correspondientes al período 2018–2022 para Buenos Aires, y 2020–2022 para Montevideo. Tal como se detalló en la sección de metodología, la estación de Montevideo no cuenta con datos anteriores a 2020 debido a que aún no se encontraba operativa.

Durante el periodo analizado, ambos sitios mostraron medianas de AOD generalmente bajas ( $<0.1$ ), asimilables a condiciones atmosféricas limpias. Sin embargo, se destacan algunas diferencias interanuales y entre sitios. En 2020, CEILAP registró la mayor mediana del período (0.130), acompañada de un rango intercuartílico (IQR) notablemente amplio (0.114), lo cual indica una alta variabilidad en la carga de aerosoles. Este año también mostró el mayor valor máximo (1.68) y registró 549 valores atípicos. En contraste, la estación de Montevideo, en 2020 presentó una mediana menor (0.0815) y un IQR más estrecho (0.0682), aunque con un número significativamente mayor de valores atípicos (1,410), lo cual refleja eventos puntuales de alta carga aerosol.

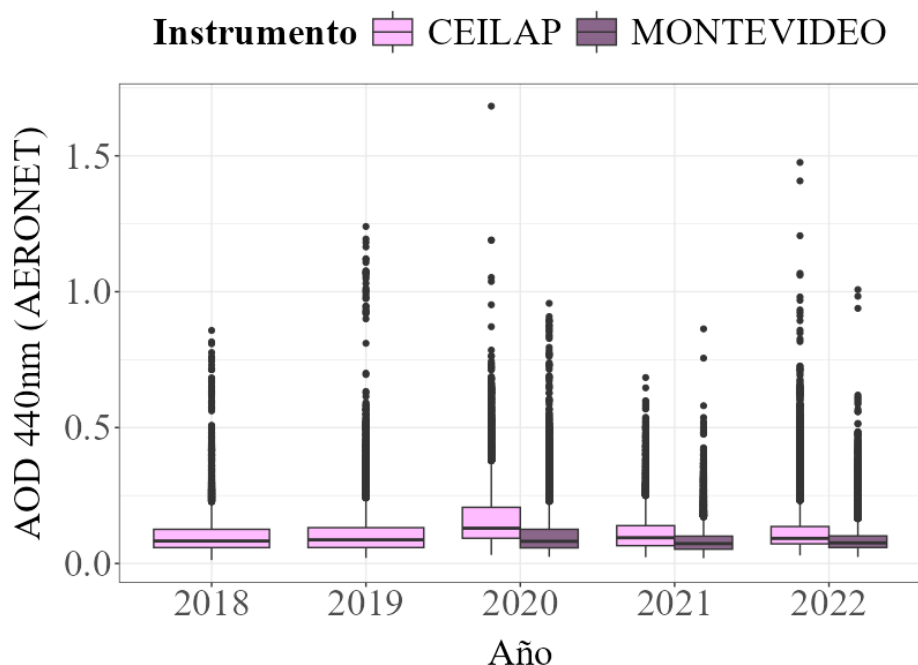


Figura 4.8 Distribución anual del AOD a 440 nm entre los fotómetros solares de la red AERONET (CEILAP y MONTEVIDEO) para el período 2018–2022.

En 2022, CEILAP volvió a mostrar una alta frecuencia de valores atípicos (1,516), con valores máximos de AOD superiores a 1.4, mientras que el AERONET de Montevideo presentó 939 valores atípicos, también con valores máximos de AOD elevados (1.01). A su vez, los valores de AOD superiores a 0.5, comúnmente asociados a eventos de quema de biomasa, fueron más frecuentes en CEILAP. Este sitio registró 213 valores en 2020 y 121 en 2022 por encima de ese umbral, mientras que MONTEVIDEO presentó 77 y 14 en los mismos años, respectivamente. Estos picos sugieren una mayor influencia de fuentes emisoras regionales o transporte de humo en ciertas épocas del año.

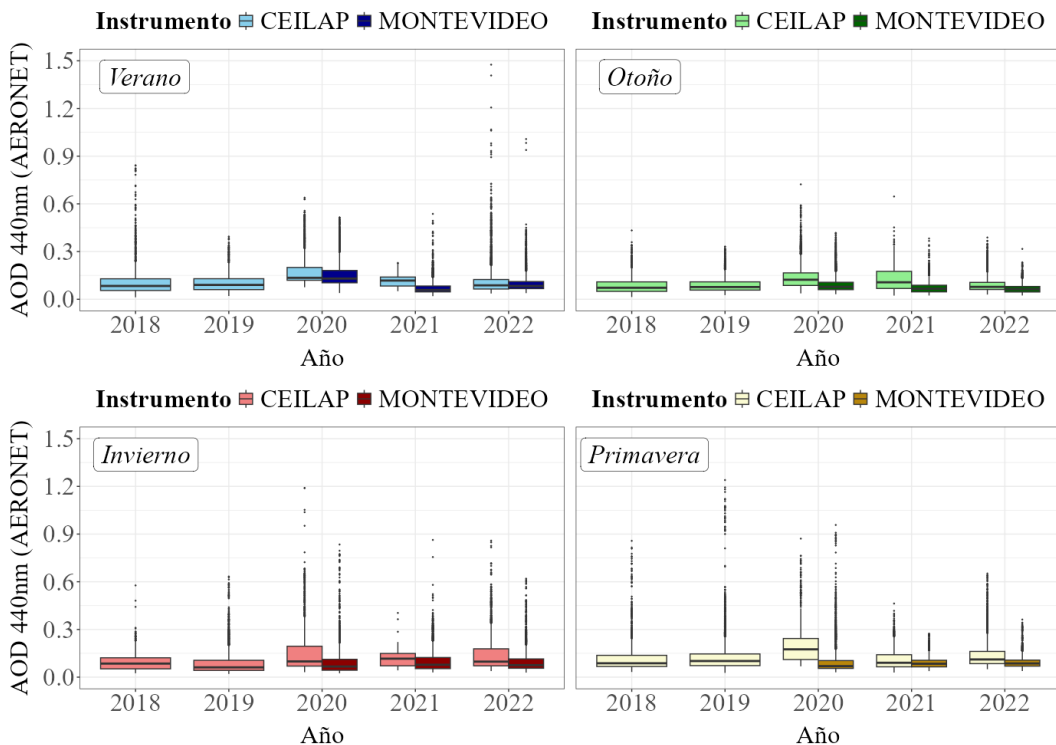
Las tendencias observadas mediante los fotómetros solares reflejan patrones similares a los obtenidos a partir del producto MAIAC (MODIS), descritos en la Tabla 4.4, para toda el área de estudio. El análisis anual de los datos proporcionados por los fotómetros reveló una mediana máxima de AOD en 2020, seguida por el año 2022. Estos mismos años presentaron los valores de medianas máximos de AOD mediante MAIAC (MODIS). Sin embargo, en este último caso se incluyen zonas con focos activos de incendios, por lo que es esperable que los valores de medianas sean más elevados en comparación con las observaciones puntuales de AERONET para Buenos Aires y Montevideo. A su vez, estos resultados concuerdan con los presentados en la sección 4.1.1, donde se reporta un aumento en la cantidad de píxeles de fuego y el FRP durante el año 2020.

La Figura 4.9 presenta estadísticas de AOD a 440 nm obtenidas en las estaciones CEILAP (Argentina) y MONTEVIDEO (Uruguay), segmentadas por estación del año. Esta representación permite identificar variaciones estacionales tanto en la magnitud como en la frecuencia de ocurrencia de valores atípicos. Al comparar los datos de ambos instrumentos pertenecientes a la red AERONET a lo largo del período de estudio, se observa que CEILAP registró de forma consistente valores máximos y medianas más elevadas. Por otro lado, el comportamiento de MONTEVIDEO se caracteriza por una distribución más homogénea, con menores rangos intercuartílicos (IQR) y menor presencia de valores extremos, aunque no exento de eventos puntuales de alta carga de aerosoles.

Al analizar los datos por estación del año, el invierno mostró en general las medianas más bajas, especialmente en CEILAP. A diferencia del instrumento ubicado en Montevideo, en Buenos Aires se dispone de datos para los años 2018 y 2019, en los cuales no se registraron eventos extremos significativos, lo que permite una comparación con años posteriores, marcados por una mayor frecuencia de incendios (véase Figura 4.4 para el análisis de recuento de píxeles de fuego). En invierno, la mediana de CEILAP osciló entre

0.061 (2019) y 0.116 (2021). No obstante, al considerar valores de AOD superiores a 0.5, habitualmente asociados a eventos de quema de biomasa, esta estación fue la que registró la mayor cantidad de casos (227 registros en total considerando ambos instrumentos). Particularmente, en el invierno de 2020 CEILAP registró 107 de estos 227 valores, incluyendo el valor máximo más alto de todo el período analizado (1.68). Esto sugiere que durante el invierno ocurren eventos esporádicos de AOD elevado, que, aunque menos frecuentes, tienden a ser más intensos que en otras estaciones.

Durante el verano en CEILAP se observaron medianas intermedias, entre 0.078 (2018) y 0.135 (2020), mientras que en otoño las medianas variaron entre 0.072 (2018) y 0.123 (2020). Sin embargo, fue en la primavera de 2020 donde se registró la mediana más alta de todo el período (0.175), con valores máximos de hasta 0.871. En cuanto a los valores de AOD superiores a 0.5, también se detectaron frecuentemente en primavera (210 registros en total), aunque en este caso CEILAP reportó 55 de ellos, es decir, aproximadamente un 25% menos que en invierno de 2020. Esto indica que, si bien en primavera los eventos de alta carga de AOD pueden ser menos intensos, su frecuencia es relativamente mayor, lo que podría explicar un aumento en la mediana de la estación.



**Figura 4.9** Distribución estacional de AOD entre los fotómetros solares de la red AERONET (CEILAP y MONTEVIDEO) para el período 2018–2022.

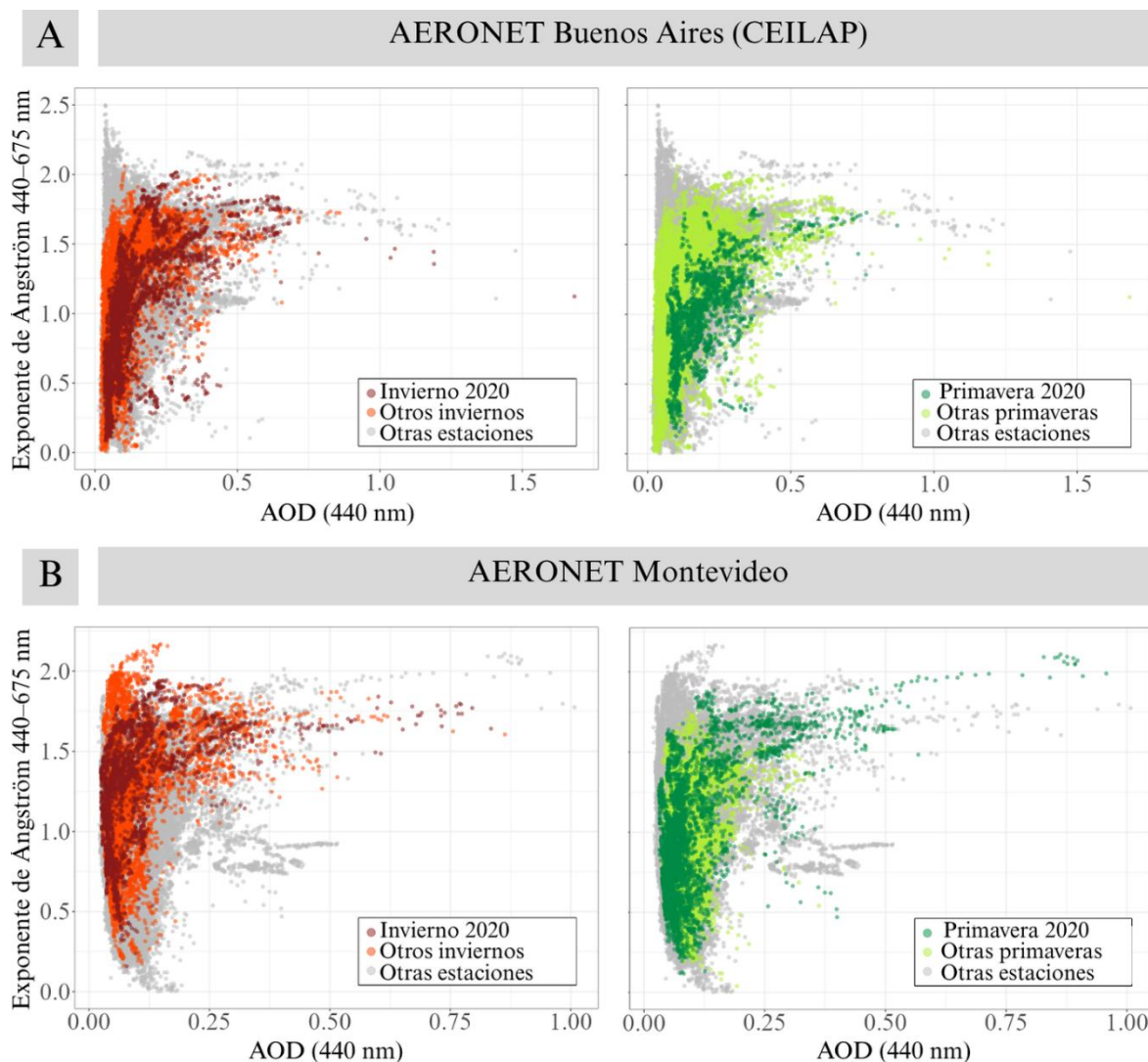
Cabe destacar que en el verano de 2022 se alcanzaron valores máximos de AOD cercanos a 1.47 (Buenos Aires) y 1 (Montevideo), también vinculados a eventos de quema de biomasa. Aunque las medianas fueron intermedias en ambos sitios para el verano 2022 (aproximadamente 0.085), CEILAP registró el mayor número de valores atípicos (469 casos). Por su parte, MONTEVIDEO registro 351 valores atípicos en verano 2022, pero no resultó el más alto ya que este se presentó en primavera de 2020, con 556 registros. Estos resultados coinciden con los valores elevados de AOD detectados por el producto MAIAC (MODIS) reportados en la Tabla 4.5 y con el aumento en la cantidad de incendios documentados para ese período, principalmente en la provincia de Corrientes, como se discutió en las secciones 4.1.1 y 4.1.2.

En términos de variabilidad interanual, el año 2020 se destacó por presentar de manera consistente las medianas más elevadas en CEILAP: 0.135 en verano, 0.123 en otoño, 0.099 en invierno y 0.175 en primavera, superando a los demás años, salvo por el invierno de 2021, donde se alcanzó una mediana más elevada que en 2020, de 0.116.

En la Tabla 4.5 se presentan los valores de mediana de AOD obtenidos mediante el producto MAIAC (MODIS) para el mismo período. Es importante señalar que, en este caso, la mediana representa un valor regional, mientras que los valores de AERONET corresponden a mediciones puntuales de los fotómetros solares. No obstante, al comparar ambas fuentes de información se observan tendencias similares: la primavera de 2020 registró la mediana más alta del período (0.205, MAIAC-MODIS), lo cual coincide con lo reportado en CEILAP (0.175). La diferencia entre los valores reportados podría deberse a que el valor de MAIAC-MODIS incorpora toda el área de estudio, incluyendo zonas con focos de incendios, y no únicamente la ubicación puntual de CEILAP. Una correspondencia similar se observa en invierno de 2021, donde MAIAC-MODIS también reporta la mediana más alta (0.153), en línea con los datos de CEILAP (0.116), como se mencionó previamente.

#### **4.2.2. Caracterización de exponente de Ångström por medio de AERONET**

La Figura 4.10 muestra la relación entre el AOD (a 440 nm) y el exponente de Ångström (AE) para las estaciones AERONET de Buenos Aires y Montevideo. Se destacan las correlaciones de invierno y primavera de 2020, así como otros inviernos y primaveras, dado que estudios previos indican que, debido a las emisiones por quema de biomasa, los valores de absorción en América del Sur son aproximadamente diez veces mayores durante la estación seca en comparación con la estación lluviosa (Rizzo et al., 2011).



**Figura 4.10** Gráficos de dispersión que muestran la relación entre el AOD a 440 nm y el Exponente de Ångström (AE) 440–675 nm para las estaciones AERONET en (a) Buenos Aires (CEILAP) y (b) Montevideo. Los datos están resaltados para invierno de 2020 (rojo oscuro) y primavera de 2020 (verde oscuro). Otras estaciones del año están resaltadas para el período 2018–2022 en Buenos Aires y 2021–2022 en Montevideo. Los puntos en gris corresponden a datos de otras estaciones del año. Nota: El registro de datos para Montevideo (2020–2022) es más corto que el de Buenos Aires (2018–2022).

En Buenos Aires, los valores de AOD se encuentran entre 0 y 1.5, con valores de AE frecuentemente superiores a 1.0, lo cual indica el predominio de aerosoles de modo fino, probablemente asociados a quema de biomasa o contaminación urbana. La Figura 4.10 (b) muestra la misma relación para la estación de Montevideo, donde los valores de AOD oscilan entre 0 y 1.0, y la variabilidad del AE refleja diferencias en el tamaño de partícula y la composición de la fuente aerosol.

En Buenos Aires, el invierno de 2020 exhibe un cambio notable en la relación AOD-AE respecto a inviernos anteriores. De manera similar, en primavera de 2020 se observan valores de AOD más altos para rangos de AE similares, lo que sugiere un aumento en la carga de aerosoles y posibles cambios en sus propiedades ópticas. Un estudio previo de Ulke (2019), que analizó AOD y AE en la misma estación AERONET de Buenos Aires para el período 2001–2005, respalda esta observación. En su análisis de días con presencia de humo por quema de biomasa, encontró que valores elevados de AOD y AE están asociados al transporte a larga distancia de partículas provenientes de incendios ocurridos en el norte de la región de estudio.

En Montevideo no se observan cambios significativos. Los patrones estacionales permanecen consistentes, con valores de AE mayormente entre 1 y 2 durante el invierno. La menor variabilidad observada en Montevideo podría deberse a la menor extensión del período de datos (2020–2022), en comparación con Buenos Aires (2018–2022), lo cual puede limitar la detección de tendencias a largo plazo o anomalías en las propiedades de los aerosoles. No obstante, en la primavera de 2020 se registra una proporción de datos con AE superiores a 2, lo cual podría estar relacionado con días específicos en los que aerosoles de quema de biomasa alcanzaron la ciudad. Esta observación coincide con los hallazgos de Osorio et al. (2024), quienes analizaron un evento particular en noviembre de 2020 aplicando otro tipo de metodologías de estudio. Su estudio reportó un aumento notable de AOD debido a partículas finas (asociadas a AE altos) el 24 de noviembre, con un valor de  $0.46 \pm 0.06$  frente al promedio estacional de  $0.03 \pm 0.01$ .

La Figura 4.11 se incluye con el objetivo de ilustrar el impacto del transporte de aerosoles generados por incendios en regiones del norte del área de estudio, sobre las propiedades ópticas de los aerosoles observadas en Buenos Aires y Montevideo, complementando los análisis estacionales previamente presentados. Las imágenes satelitales muestran detecciones activas de focos ígneos (puntos rojos) en dos fechas clave del invierno y primavera de 2020: el 5 de agosto (Figura 4.11.a) y el 30 de septiembre (Figura 4.11.b), dentro del área de estudio. Las imágenes evidencian una intensa actividad ígnea en ambas fechas, con focos de incendios y plumas de humo que se dispersan hacia el sur. Estas condiciones sugieren un transporte significativo de aerosoles provenientes de quema de biomasa hacia Buenos Aires y Montevideo, impactando las propiedades ópticas de los aerosoles en estas ciudades.

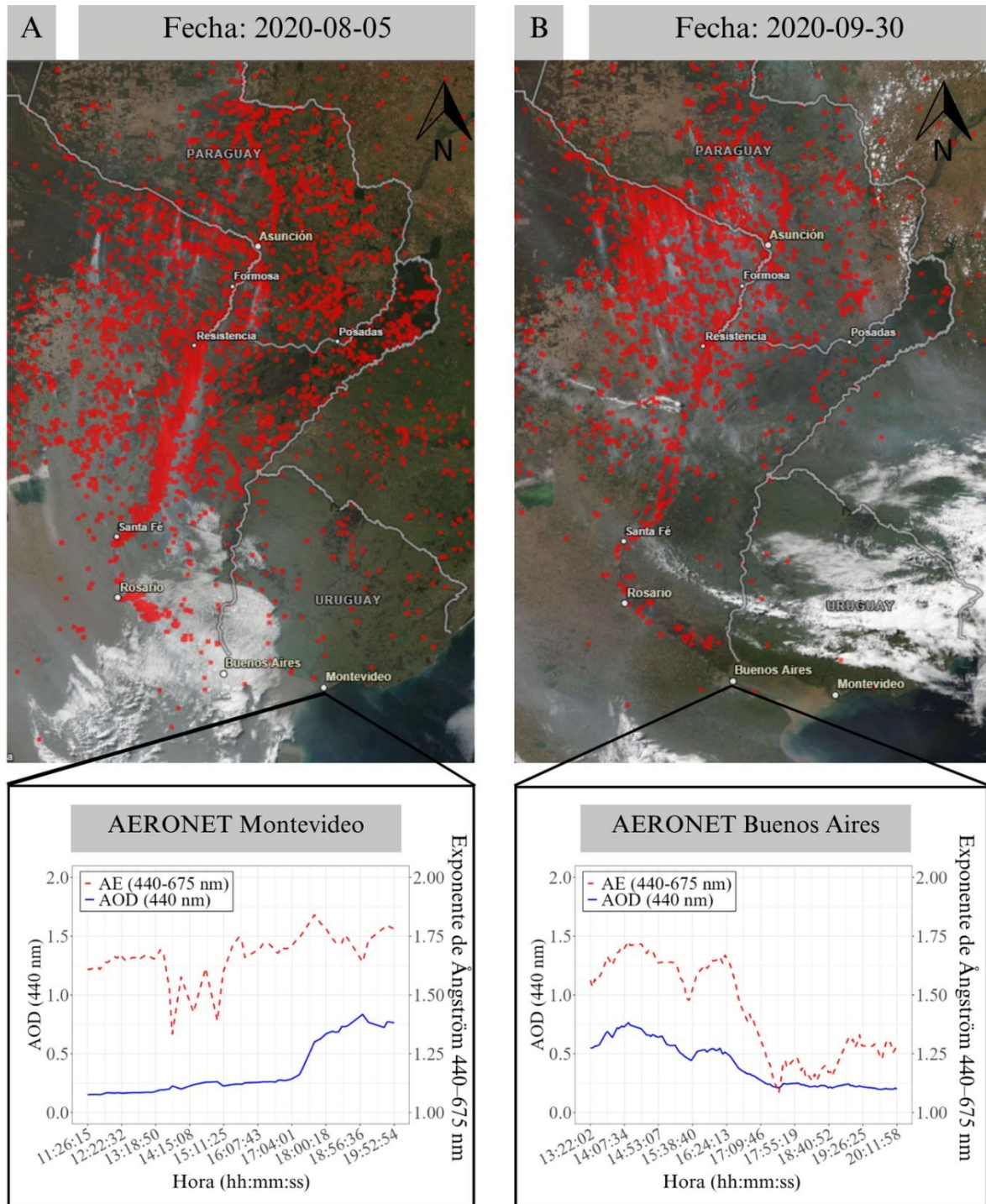


Figura 4.11 Imágenes satelitales del sensor VIIRS a bordo del satélite Suomi-NPP, junto con las detecciones de focos de incendio (puntos rojos) para (a) 5 de agosto de 2020 y (b) 30 de septiembre de 2020. Se incluyen valores de AOD a 440 nm (línea azul) y exponente de Ångström AE 440–675 nm (línea roja punteada) obtenidos a partir de las estaciones AERONET de Montevideo y Buenos Aires–CEILAP, respectivamente.

En la parte inferior de la figura se presentan las evoluciones diarias de AOD y AE obtenidas en las estaciones AERONET de Montevideo y Buenos Aires para los días correspondientes a cada imagen satelital. En Montevideo, el 5 de agosto de 2020, se observa un aumento progresivo de AOD durante el día, alcanzando su valor máximo cerca de las 17:00 (hora local), acompañado de valores de AE relativamente estables en torno a 1 y 1.5, lo que indica una dominancia de aerosoles de modo fino, típicamente asociados a la quema de biomasa (Figura 4.11, inferior izquierda). En Buenos Aires (Figura 4.11, inferior derecha), el 30 de septiembre de 2020, el AOD muestra un incremento notable a lo largo del día, con valores de AE entre 1.25 y 1.75, lo que refuerza la hipótesis de la influencia del transporte de aerosoles por incendios.

Estas observaciones coinciden con los análisis estacionales previamente discutidos, donde se evidenció que valores de AE entre 1 y 2 están fuertemente asociados a emisiones por quema de biomasa. Además, ponen de manifiesto el carácter episódico de estos eventos y su capacidad para modificar la carga y características ópticas de los aerosoles en zonas alejadas de las fuentes de emisión. Estos resultados se encuentran en concordancia con estudios previos realizados tanto en Montevideo (Osorio et al., 2024) como en Buenos Aires (L. Otero et al., 2020; L. A. Otero et al., 2013; G. A. Ulke et al., 2011). En dichos trabajos se analizaron eventos de contaminación distintos a los presentados en este estudio, pero se aplicaron metodologías de identificación similares. En este sentido, se detectó la presencia de emisiones provenientes de fuentes distantes a la ubicación de los fotómetros solares utilizados, lo cual respalda tanto la capacidad de estos instrumentos como la validez de la metodología aplicada en el presente análisis.

A modo de complementar la interpretación de los resultados, se detalla la dirección del viento obtenida del servicio meteorológico de cada país para las fechas de estudio. En Buenos Aires, el 30 de septiembre de 2020, el viento se mantuvo predominantemente proveniente del norte ( $360^\circ$ ) entre las 14:00 y 18:00 horas, cambiando luego hacia el NNE ( $20^\circ$ ) y NE ( $50^\circ$ ) hacia la noche. En Montevideo, el 5 de agosto, el viento comenzó del NNE ( $10^\circ$  a  $20^\circ$ ) entre las 11:00 y 13:00, y luego se estabilizó desde el norte ( $360^\circ$ ) a partir de las 14:00, con ligeras variaciones hacia  $350^\circ$  entre las 17:00 y 19:00.

### 4.2.3. Correlaciones de AOD entre AERONET y MAIAC (MODIS)

Como se detalló en la metodología, para las comparaciones entre observaciones terrestres y satelitales se utilizó un buffer de  $25 \times 25 \text{ km}^2$ . Previamente, se realizaron pruebas con buffers de  $1 \times 1 \text{ km}^2$ , cuyos resultados de correlación fueron de  $R = 0.61\text{--}0.58$  (por ejemplo, Aeronet Bs. As. Aqua–Terra). A su vez, se evaluó una ventana espacial de  $3 \times 3 \text{ km}^2$  para contrastar con una de las primeras pruebas reportadas por Martins et al. (2017), obteniéndose como resultado  $R = 0.67\text{--}0.58$  (por ejemplo, Aeronet Bs. As. Aqua–Terra). En estas pruebas, los datos se encontraron consistentemente muy por debajo del error esperado (entre el 30–50% de los datos se ubicaron dentro del error esperado, cuando lo esperable es que al menos el 66% se encuentre dentro de dicho rango, según lo reportado en la literatura: Remer et al., 2005; Levy et al., 2010). A su vez, el sesgo resultó mayor en estas pruebas con áreas más pequeñas, justamente porque el número de observaciones (píxeles dentro del buffer diseñado) era también más reducido.

En la combinación de  $25 \times 25 \text{ km}^2$  fue donde obtuvimos resultados de correlación más consistentes con los reportados en la literatura ( $R \approx 0.7$ ). Por este motivo, y con el fin de poder comparar y discutir nuestros resultados con los de otros autores, se adoptó esta decisión metodológica.

El algoritmo MAIAC emplea un modelo físico de interacción atmósfera-superficie que permite obtener observaciones repetidas sobre el mismo píxel a lo largo del tiempo, lo que facilita la separación de las contribuciones atmosféricas y superficiales mediante un análisis de series temporales (Lyapustin et al., 2018). Por lo tanto, el desempeño del algoritmo MAIAC depende en gran medida del tipo de superficie, lo cual hace fundamental estudiar su influencia para una evaluación correcta de los resultados del producto.

La Tabla 4.1 presenta un análisis comparativo de la distribución de coberturas del suelo en el área total de estudio y en las zonas circundantes a las estaciones AERONET de Buenos Aires (CEILAP) y Montevideo. Esta comparación permite identificar diferencias relevantes en los tipos de superficie, aspecto clave para comprender las limitaciones y el comportamiento del algoritmo MAIAC. Para caracterizar la cobertura del suelo en torno a las estaciones AERONET se consideró un buffer de  $25 \times 25 \text{ km}^2$ , coincidente con la región espacial que fue seleccionada para la correlación entre las observaciones satelitales y los fotómetros solares de la red de AERONET.

**Tabla 4.1 Comparación de porcentajes de cobertura del suelo en el área total de estudio y en un área de 25 x 25 km<sup>2</sup> en torno a las estaciones AERONET de Buenos Aires (CEILAP) y Montevideo. Fuente de datos: producto CGLS-LC100 (resolución 100 m).**

<b>Tipo de cobertura</b>	<b>Área de estudio (%)</b>	<b>AERONET Buenos Aires (%)</b>	<b>AERONET Montevideo (%)</b>
<b>Sabana/pastizal</b>	30.8	12.0	20.0
<b>Bosque</b>	28.5	4.3	3.9
<b>Cultivos</b>	23.3	1.7	1.9
<b>Humedales</b>	6.7	2.4	1.5
<b>Agua abierta</b>	5.1	29.9	61.2
<b>Matorral/Desnudo</b>	3.3	1.1	0.2
<b>Cuerpo de agua permanente</b>	1.7	0.4	0.5
<b>Urbano/construido</b>	0.5	48.0	10.7

La Tabla 4.1 presenta discrepancias significativas entre la cobertura del suelo del área total y las zonas cercanas a las estaciones AERONET. Estas diferencias deben tenerse en cuenta al interpretar los resultados asociados a la comparación entre observaciones satelitales MAIAC/MODIS y las mediciones de AERONET. El área total de estudio presenta mayor porcentaje de coberturas de cultivos, bosques, sabanas y pastizales, que en conjunto representan un 82.6%. Un estudio de validación del producto MAIAC para América del Sur (Martins et al., 2017) reportó correlaciones de alta confianza sobre estas coberturas, con más de dos tercios (~66%) de los datos dentro del error esperado ( $EE = \pm(0.05 + 0.05 \times AOD)$ ) y un coeficiente de correlación de Pearson (R) superior a 0.86. Estudios similares realizados en otras regiones del mundo también han demostrado una alta correlación entre MAIAC y AERONET en este tipo de superficies (Mhawish et al., 2019; Superczynski et al., 2017; Zhang et al., 2019)

Las coberturas urbanas representan apenas un 0.5% del área total, pero constituyen un 48.0% del entorno inmediato a la estación AERONET de Buenos Aires y un 10.7% en Montevideo. Esta predominancia de cobertura urbana introduce desafíos particulares para las estimaciones de MAIAC, ya que las superficies urbanas (como asfalto y hormigón) presentan una alta reflectancia, afectando la sensibilidad de las mediciones de aerosoles (Martins et al., 2017).

La Figura 4.12 compara los valores de AOD a 470 nm obtenidos por MAIAC/MODIS con los valores de AOD a 440 nm registrados por las estaciones AERONET en Buenos Aires (fila superior) y Montevideo (fila inferior), presentando por separado los datos de los satélites Aqua y Terra. En cada panel se incluyen métricas estadísticas clave: cantidad de puntos (N), coeficiente de correlación (R), error cuadrático medio (RMSE), sesgo (*bias*) y porcentaje de puntos dentro del error esperado de MAIAC (EE). El número de datos disponibles es mayor para Buenos Aires debido a que se dispone de observaciones desde 2018 hasta 2022, mientras que en Montevideo sólo se cuenta con datos desde 2020. Esta limitación puede restringir la capacidad de detectar tendencias de largo plazo o disminuir la robustez del análisis estadístico en el caso de la estación de AERONET de Montevideo.

Los diagramas de dispersión muestran coeficientes de correlación superiores a 0.7 para los datos de Aqua en ambas estaciones, con valores ligeramente menores en los datos de Terra, especialmente en Montevideo. Resultados similares fueron reportados por Martins et al. (2017) en sitios urbanos como São Paulo y Buenos Aires ( $R = 0.636$  para Aqua y  $R = 0.686$  para Terra).

Los valores de RMSE, que varían entre 0.069 y 0.089, indican una variabilidad moderada, mientras que los sesgos bajos sugieren errores sistemáticos mínimos. Se observa un mayor porcentaje de puntos dentro del error esperado para Aqua (63.53%–72.22%) en comparación con Terra (62.25%–68.24%), en línea con lo reportado por Martins et al. (2017), quienes concluyeron que las observaciones de Aqua son más adecuadas para entornos urbanos. La línea 1:1 (negra) y la banda gris (rango de error esperado) proporcionan una referencia visual para evaluar el grado de concordancia entre las series de datos.

La precisión del algoritmo MAIAC no solo está influenciada por su dependencia del tipo de cobertura del suelo, como se ha analizado previamente, sino también por otros factores adicionales como la magnitud del valor que adquiere AOD, el tamaño de las partículas de aerosol y las variaciones estacionales (Zhang et al., 2019). En este sentido, se espera que las correlaciones entre MAIAC y AERONET sean más fuertes durante las temporadas de incendios o en años con alta actividad de fuego, como fue el caso del año 2020 en un estudio realizado en Estados Unidos (Daniels et al., 2024). Esto se debe a que el aumento en la carga de aerosoles generada por los incendios tiende a dominar la señal, lo que puede reducir la influencia del tipo de superficie en la precisión de las estimaciones y mejorar la concordancia entre las observaciones satelitales y las mediciones terrestres.

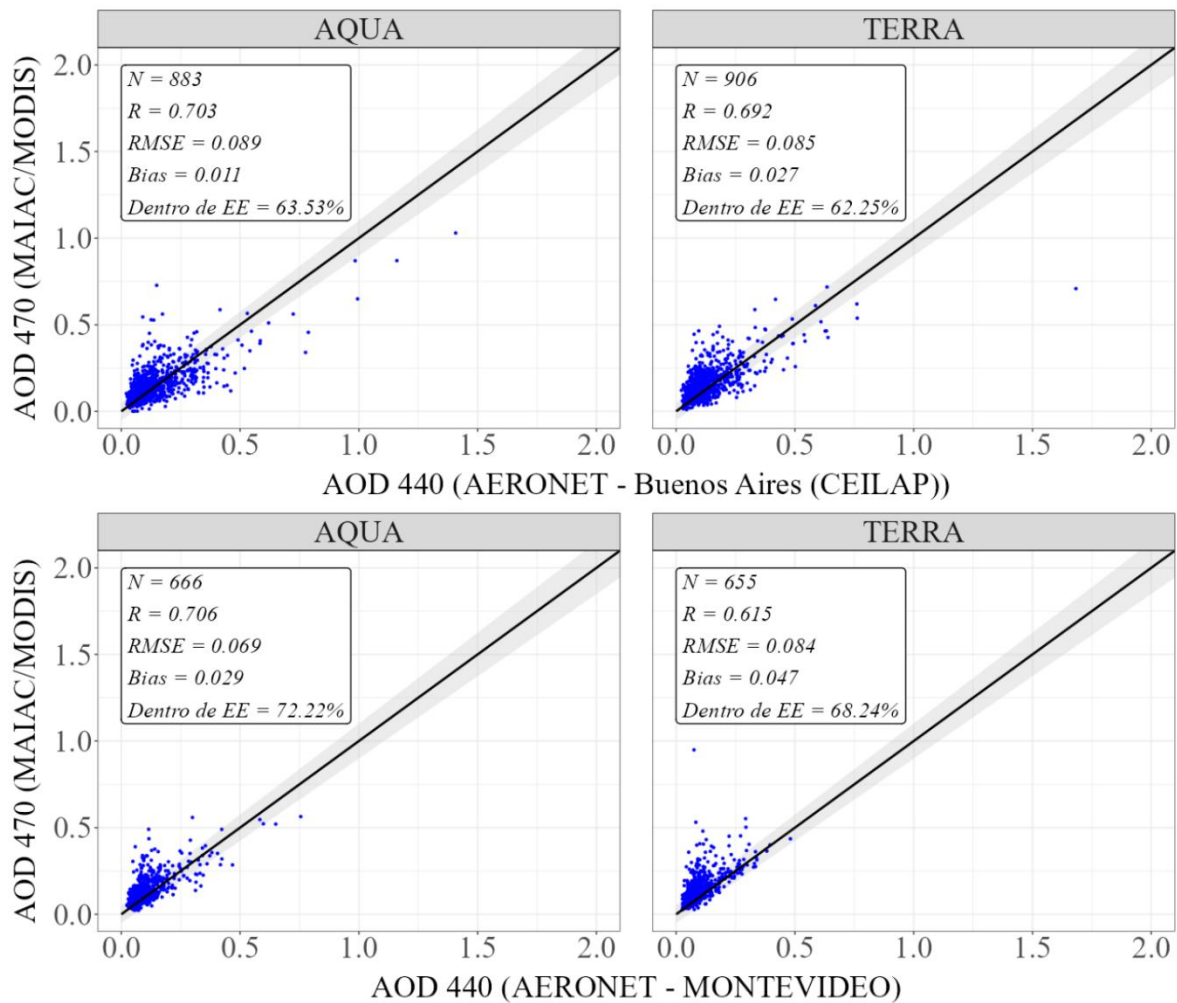


Figura 4.12 Diagramas de dispersión del AOD 470 nm de MAIAC/MODIS comparado con el AOD 440 nm de AERONET en dos sitios: Buenos Aires-CEILAP (fila superior) y Montevideo (fila inferior). Las estadísticas incluyen el número de datos (N), coeficiente de correlación (R), error cuadrático medio (RMSE), sesgo (*bias*) y el porcentaje de puntos dentro del error esperado (EE). La línea continua negra representa la relación 1:1 y el área gris sombreada representa el error esperado de MAIAC.

Evaluar la correlación entre los valores de AOD obtenidos con MAIAC-MODIS y los de AERONET durante las temporadas de incendios permite determinar si los focos ígneos en el norte del área de estudio afectaron a las ciudades de Buenos Aires y Montevideo, ambas ubicadas en el sur. Dado las limitaciones mencionadas en la estimación de AOD en áreas urbanas, se esperaría una mejora en las correlaciones durante las temporadas de incendios, lo que indicaría una influencia directa de estos eventos sobre la calidad del aire en ambas ciudades.

La Tabla 4.2 resume las correlaciones entre AOD del producto MAIAC-MODIS y los valores reportados por las estaciones AERONET de Buenos Aires (CEILAP) y Montevideo, durante los meses de invierno y primavera. Estos resultados se comparan con los obtenidos en zonas urbanas reportados por Martins et al. (2017) para las mismas estaciones del año.

En general, los datos revelan una buena correlación entre los valores de AOD de MAIAC-MODIS y AERONET en ambas ciudades, siendo el desempeño superior durante el invierno en comparación con la primavera. En Buenos Aires, los valores de correlación estacionales para invierno y primavera superan los valores obtenidos para todo el período (R para Terra = 0.692 y R para Aqua = 0.703). Una tendencia similar se observa en Montevideo, donde las correlaciones estacionales también son mayores que las globales (R para Terra = 0.706 y R para Aqua = 0.615). El sesgo es mínimo en la mayoría de los casos, lo que indica que el algoritmo MAIAC proporciona estimaciones confiables de AOD con errores sistemáticos limitados. Además, el porcentaje de observaciones dentro del error esperado se mantiene elevado, particularmente en invierno, lo que demuestra la robustez del algoritmo para capturar variaciones estacionales de aerosoles.

**Tabla 4.2 Resumen del coeficiente de correlación (R), sesgo (bias) y porcentaje de observaciones dentro del error esperado (EE) para los satélites Terra y Aqua durante invierno y primavera en Buenos Aires (CEILAP) y Montevideo. Se incluyen los valores de referencia para áreas urbanas reportados por Martins et al. (2017).**

Referencia	Estación	Satélite	R	Sesgo	EE (%)
<b>Buenos Aires (CEILAP)</b>	Invierno	Terra	0.805	0.004	77.95
		Aqua	0.736	0.090	73.60
	Primavera	Terra	0.774	0.001	66.95
		Aqua	0.716	-0.003	67.65
<b>Montevideo</b>	Invierno	Terra	0.768	0.026	81.33
		Aqua	0.873	0.006	81.46
	Primavera	Terra	0.681	0.040	68.71
		Aqua	0.700	0.029	71.75
<b>AERONET ubicados en sitios predominantemente urbanos (Martins et al., 2017)</b>	Invierno	Terra	0.572	-0.059	47.33
		Aqua	0.694	-0.073	52.16
	Primavera	Terra	0.779	-0.055	47.52
		Aqua	0.814	-0.041	55.90

En comparación con el análisis urbano de Martins et al. (2017), el área de estudio presenta un desempeño superior en todos los indicadores reportados. Los mayores coeficientes de correlación y el porcentaje más elevado de observaciones dentro del error esperado en Buenos Aires y Montevideo podrían atribuirse a la influencia estacional de la quema de biomasa durante los años 2020 a 2022, lo que probablemente intensificó la señal de aerosoles y mejoró la precisión de las estimaciones.

Es importante señalar que, en el estudio de Martins et al. (2017), las estaciones AERONET de Buenos Aires y São Paulo fueron consideradas dentro de una misma categoría de “sitios urbanos”. En consecuencia, los resultados de validación para dicha clasificación combinan datos de ambas localidades, pese a que presentan diferencias significativas en términos de cobertura de agua y entorno ambiental. En nuestro caso, el análisis se basa en dos sitios urbanos con características más comparables, tanto por su proximidad al océano como por su relativa distancia a los principales focos de incendios. Esto contribuye a una evaluación más homogénea y representativa de las condiciones urbanas costeras.

Como se detalló en la Tabla 4.4, el año 2020 fue excepcional, caracterizado por un aumento considerable en la actividad ígnea. Se detectaron 546,893 focos de calor, más del doble que en cualquier otro año del período considerado, y el valor mediano de FRP alcanzó su máximo, con 6.32 MW. La Figura 4.13 presenta diagramas de dispersión anuales que comparan las estimaciones de AOD de MAIAC-MODIS con los valores de AERONET para los años 2020, 2021 y 2022 en dos ubicaciones: Buenos Aires-CEILAP (columna izquierda) y Montevideo (columna derecha). Para garantizar la consistencia y comparabilidad, se utilizaron únicamente datos del período 2020–2022, ya que en Montevideo no hay registros disponibles de AERONET para años anteriores.

Las observaciones de AERONET en Buenos Aires y Montevideo muestran mejores correlaciones con los datos de MAIAC durante el año 2020 en comparación con los dos años siguientes. En términos generales, Montevideo presenta un mayor porcentaje de datos dentro del error esperado, lo cual podría atribuirse a la menor proporción de superficie urbana en sus alrededores (ver Tabla 4.1). Esta menor cobertura urbana probablemente reduce los desafíos asociados con la estimación de AOD en superficies altamente reflectantes, lo que contribuye a una mayor precisión en las estimaciones de MAIAC en dicha ciudad.

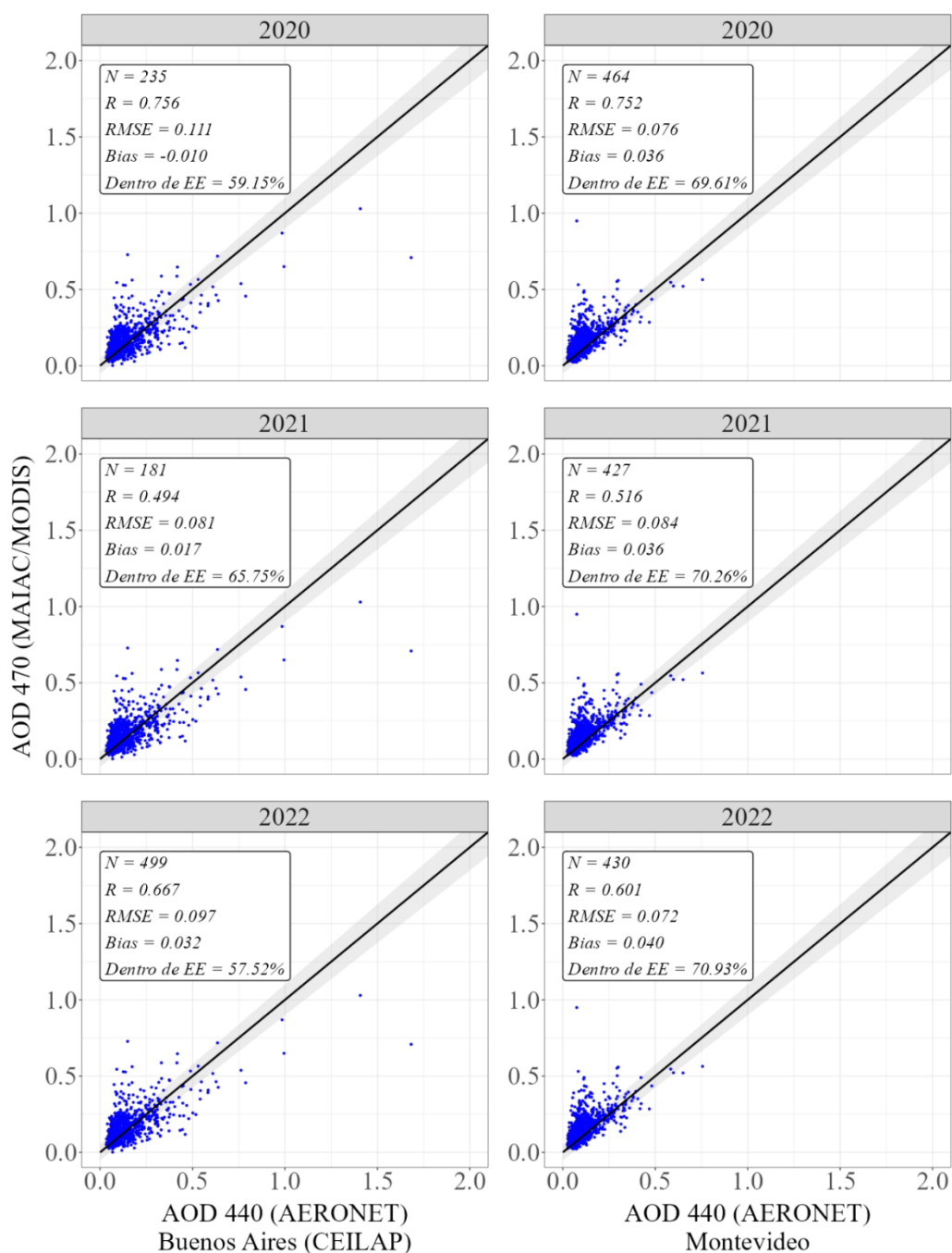


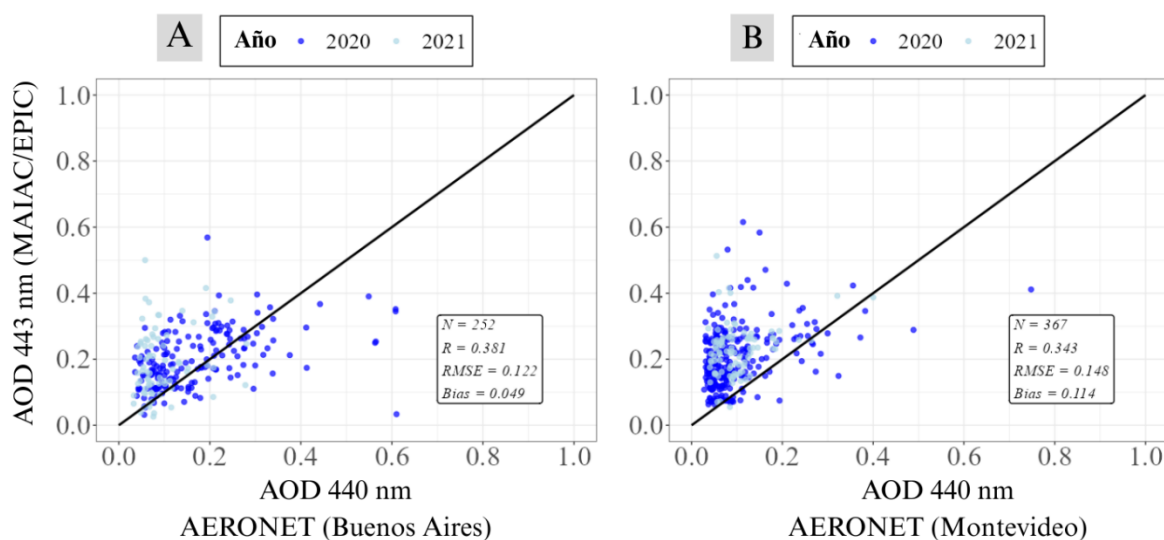
Figura 4.13 Diagramas de dispersión anuales del AOD 470 nm de MAIAC/MODIS comparado con el AOD 440 nm de AERONET para los años 2020, 2021 y 2022. MAIAC/MODIS incluye observaciones satelitales de Aqua y Terra. Los datos de AERONET se presentan para dos sitios: Buenos Aires-CEILAP (columna izquierda) y Montevideo (columna derecha). Cada panel incluye el número de datos (N), el coeficiente de correlación (R), el error cuadrático medio (RMSE), el sesgo (*bias*) y el porcentaje de puntos dentro del error esperado (EE). La línea negra representa la relación 1:1 y el área gris sombreada representa el error esperado de MAIAC.

#### 4.2.4. Correlaciones de AOD entre AERONET y MAIAC (EPIC)

La Figura 4.14 muestra la comparación entre los valores AOD obtenidos a partir del sensor MAIAC/EPIC a 443 nm y las observaciones terrestres de AERONET a 440 nm en dos sitios: Buenos Aires (panel A) y Montevideo (panel B). Los puntos azules representan observaciones individuales correspondientes a los años 2020 (azul oscuro) y 2021 (azul claro), mientras que la línea negra indica la bisectriz (1:1), representando el acuerdo ideal entre ambas fuentes. Como se detalló en la sección 3.5.1, para las correlaciones se consideró a un área de 50 km<sup>2</sup> alrededor de cada AERONET de referencia (5 x 5 píxeles). A su vez, se seleccionaron los datos de AERONET que coincidían con  $\pm 30$  minutos de las observaciones satelitales de EPIC con el objetivo de poder comparar nuestros resultados con los obtenidos por Lyapustin et al. (2021). Para nuestro caso en particular nos centramos en las observaciones de invierno y primavera de 2020 y 2021 ya que los resultados relativos a las correlaciones entre MAIAC/MODIS y AERONET demostraban mejores correlaciones para esos periodos (ver Tabla 4.2) por lo que resulta de interés corroborar si sucede lo mismo al comparar las observaciones satelitales de EPIC con AERONET.

En Buenos Aires se obtuvo un total de coincidencias temporales  $N = 252$ , con una correlación de  $R = 0.381$ , un RMSE = 0.122 y un sesgo de 0.049, lo que indica una leve sobreestimación por parte del producto satelital. En Montevideo, se registraron coincidencias  $N = 367$ , con una correlación de  $R = 0.343$ , un RMSE = 0.148 y un sesgo mayor de 0.114, reflejando una sobreestimación algo más pronunciada del satélite respecto a AERONET. Lyapustin et al. (2021), en su estudio global, también reportó una sobreestimación del EPIC sobre todo en áreas determinadas como brillantes y destacó que ese sesgo es típico en observaciones de sensores que observan la superficie terrestre desde un solo ángulo de visión en cada pasada, como el caso de EPIC.

Lyapustin et al. (2021) también destacó en su estudio global que se registró una subestimación de EPIC en regiones típicamente asociadas a quema de biomasa. En la Figura 4.14 también encontramos que las veces que AERONET registró valores mayores que 0.5, los reportes de EPIC registraron observaciones de AOD entre 0.2 a 0.4.



**Figura 4.14** Comparación entre AOD satelital (EPIC/MAIAC) y AERONET durante el invierno y primavera del 2020–2021. Los datos de AERONET se presentan para (A) Buenos Aires-CEILAP y (B) Montevideo.

La Tabla 4.3 muestra los indicadores estadísticos (correlación  $R$ , RMSE y sesgo) del producto de AOD a 443 nm derivado de EPIC/DSCOV (algoritmo MAIAC) comparado con observaciones AERONET en Buenos Aires y Montevideo, durante los períodos de invierno y primavera de 2020–2021. Estos resultados se contrastan con los reportados por Lyapustin et al. (2021) a escala global y específicamente en Buenos Aires. Pero en este caso, se consideran todas las observaciones de todas las estaciones, desde que EPIC se encuentra operativo, es decir desde 2015 al 2020.

Se observa que, aunque la correlación obtenida en este trabajo para Buenos Aires ( $R = 0.381$ ) y Montevideo ( $R = 0.343$ ) es menor que la validación global ( $R = 0.75$ ), los valores son consistentes con los resultados regionales previamente informados por Lyapustin et al. (2021) para Buenos Aires ( $\sim 0.40$ ). Asimismo, el RMSE y el sesgo en este estudio también se encuentran dentro del rango reportado por dicha referencia. Esto sugiere que las discrepancias entre la validación global y local pueden deberse a condiciones atmosféricas regionales, cobertura espacial limitada y variabilidad temporal, reafirmando la necesidad de análisis específicos por región para evaluar la precisión de los productos satelitales de AOD.

**Tabla 4.3 Comparación estadística entre AOD satelital (MAIAC/EPIC) y observaciones AERONET, teniendo en cuenta los resultados obtenidos en esta tesis y los reportados por Lyapustin et al. (2021).**

<b>Referencia</b>	<b>Período de referencia</b>	<b>R</b>	<b>RMSE</b>	<b>Sesgo</b>
<b>Buenos Aires (CEILAP)</b>	Invierno y primavera 2020-2021	0.381	0.122	0.049
<b>Montevideo</b>	Invierno y primavera 2020-2021	0.343	0.148	0.114
<b>Validación global</b> (Lyapustin et al., 2021)	Todas las observaciones 2015-2020	0.75	0.163	0.056
<b>Buenos Aires (CEILAP)</b> (Lyapustin et al., 2021)	Todas las observaciones 2015-2020	~0.40	~0.12	~0.100

### 4.3. CARACTERIZACIÓN DE AOD CON ALGORITMO MAIAC (MODIS/TERRA-AQUA)

Esta sección presenta los resultados del análisis espacio-temporal de AOD a 470 nm, obtenida mediante el algoritmo MAIAC aplicado a datos de los sensores MODIS a bordo de los satélites Terra y Aqua. El estudio abarca el período comprendido entre 2018 y 2022, ya que en la Sección 4.1 se determinó que estos años resultaron los más críticos en lo que respecta a la detección de píxeles de fuego y poder radiativo de fuego. Los resultados se obtuvieron para el área de estudio detallada en la metodología, correspondiente a la región centro-noreste de Argentina y sectores adyacentes. Se examina la variabilidad anual y estacional del AOD, así como su relación con la actividad ígnea mediante el instrumento VIIRS. Asimismo, se analizan los patrones espaciales y la dispersión interanual del AOD, identificando años y estaciones particularmente afectadas por una mayor carga de aerosoles.

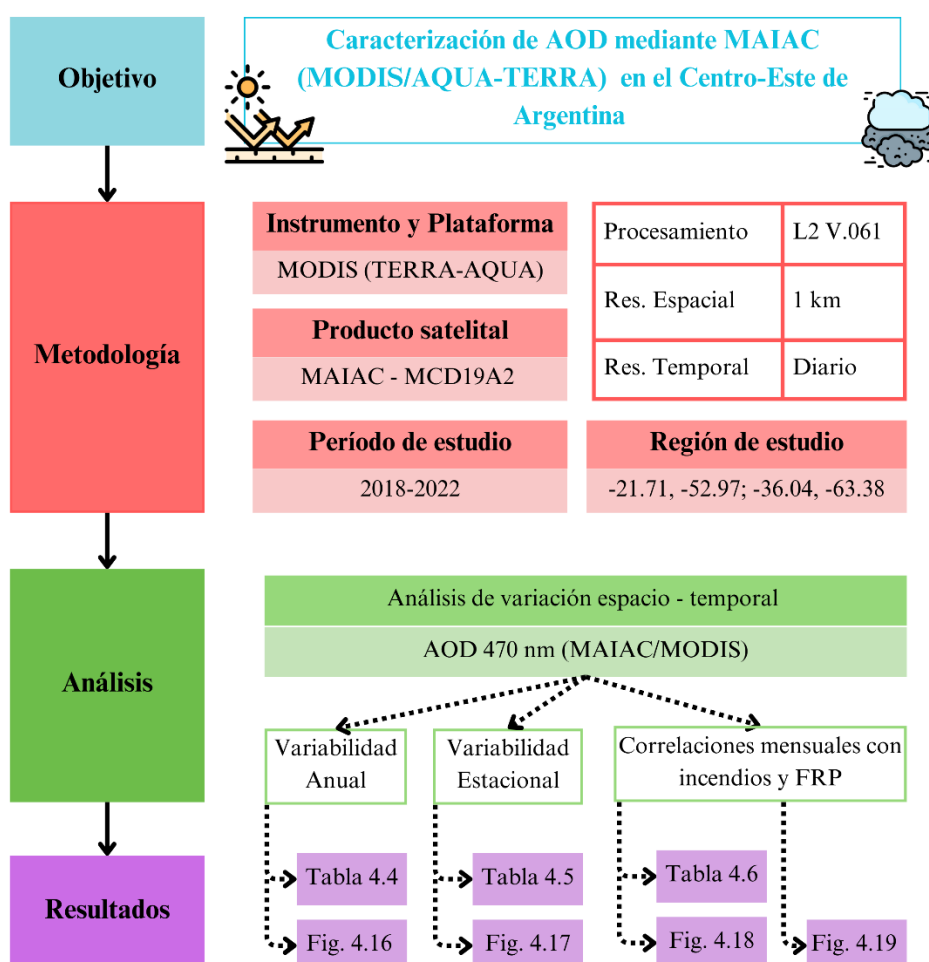


Figura 4.15 Flujograma del análisis temporal y espacial de AOD (MAIAC-MODIS).

### 4.3.1. Distribución espacio-temporal anual de AOD (MAIAC-MODIS)

La Tabla 4.4 presenta un resumen de los valores de AOD a 470 nm, el número de píxeles de incendio y FRP, por año. La estadística presentada tiene en cuenta la región de estudio entre 2018 y 2022. Los datos de AOD, derivados del producto MAIAC/MODIS. Los valores de píxeles de incendio y FRP (en megavatios) fueron obtenidos a partir de VIIRS/Suomi-NPP. Los cuartiles y mediana nos permiten determinar el porcentaje de valores que se encuentran por debajo del número registrado.

El valor más alto de mediana de AOD (0.159) se registró en 2020, acompañado de valores elevados de Q1 y Q3 (0.130 y 0.202, respectivamente), lo que indica una contaminación atmosférica generalizada ese año. En contraste, 2018 presentó los valores más bajos de AOD, con una mediana de 0.116, reflejando condiciones atmosféricas limpias.

Por otro lado, la actividad ígnea estimada a partir del número de píxeles de incendio mostró un aumento significativo en 2020, con 546,893 píxeles detectados en la región analizada, lo que representó más del doble del valor registrado en cualquier otro año. Como se mencionó en la sección anterior y se publicó en Valle Seijo, et al. (2024), 2020 resultó significativo incluso considerando períodos de tiempo más largos. En este año se registró un incremento del 113% en la cantidad de píxeles de incendio respecto al valor promedio del período 2013–2022.

**Tabla 4.4** Resumen anual de AOD a 470 nm, número de píxeles de incendio y FRP medio. Los valores de AOD se basan en datos de MAIAC/MODIS. El número de píxeles de incendio y los valores de FRP (en megavatios) provienen de VIIRS/Suomi-NPP.

Año	Píxeles de fuego (VIIRS)	FRP (VIIRS)			AOD 470 nm (MAIAC/MODIS)		
		Q1	Mediana	Q3	Q1	Mediana	Q3
<b>2018</b>	196367	2.91	5.15	9.4	0.103	0.116	0.130
<b>2019</b>	221884	2.90	5.25	10.0	0.110	0.135	0.161
<b>2020</b>	<b>546893</b>	<b>3.08</b>	<b>5.95</b>	<b>11.8</b>	<b>0.130</b>	<b>0.159</b>	<b>0.202</b>
<b>2021</b>	270603	2.85	5.54	11.0	0.107	0.128	0.155
<b>2022</b>	310114	3.09	6.3	12.4	0.117	0.140	0.164

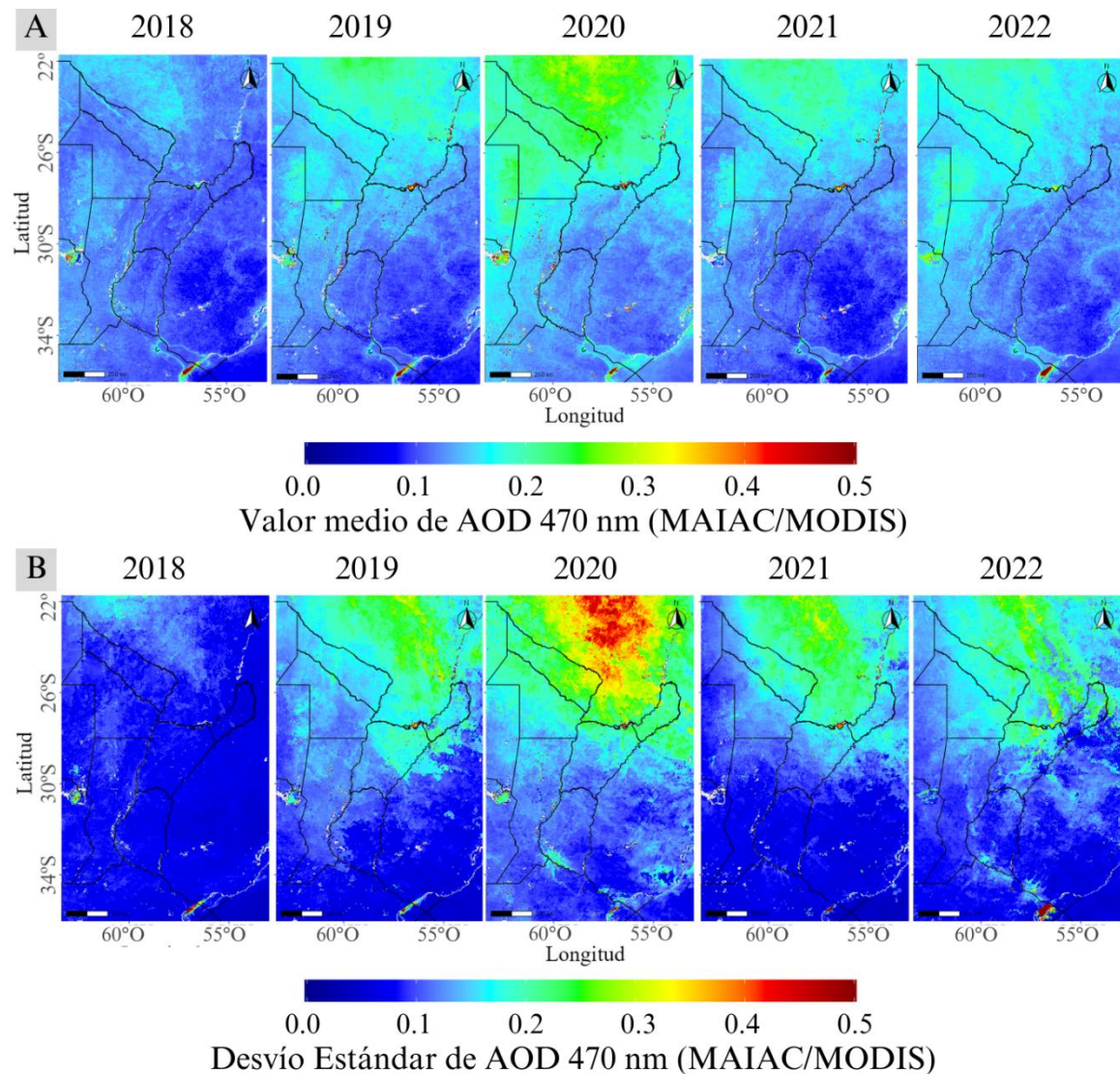
El FRP alcanzó sus valores más altos en 2020 y 2022, con valores medianos de 5.95 MW y 6.3 MW, respectivamente. Esto sugiere una relación entre el aumento en la intensidad de los incendios y la mayor carga de aerosoles. Los valores de FRP en 2022 fueron superiores a los de 2020, lo que podría indicar incendios más intensos en 2022, a pesar de haberse registrado una menor cantidad de focos. Asimismo, es importante destacar el papel de la variabilidad climática durante este período (ver consideraciones meteorológicas detalladas en el Capítulo 2). La pérdida de cobertura vegetal asociada a la deforestación en la región amazónica puede agravar los déficits de precipitación en áreas a sotavento (como Paraguay y el norte argentino), debido a la reducción en la humedad atmosférica transportada. Por lo tanto, el incremento del FRP observado en estos años podría estar relacionado con estas alteraciones regionales en la circulación y en el balance hídrico.

La Figura 4.16 muestra la distribución espacio-temporal de AOD a 470 nm sobre el área de estudio entre 2018 y 2022. La Figura 4.16 (a) representa el promedio anual de AOD, mientras que la Figura 4.16 (b) muestra la desviación estándar anual de AOD. En los mapas de AOD relativos al promedio anual se observan valores predominantemente bajos (en azul) en el sector sur de la región, y valores más elevados (en verde y amarillo) en el norte, zona habitualmente asociada a la actividad ígnea, especialmente durante la temporada de incendios del hemisferio sur (invierno y primavera), que contribuye significativamente al aumento de la carga de aerosoles en la atmósfera (Martin et al., 2010). Estudios previos han estimado que aproximadamente el 30% del AOD en Paraguay y el norte de Argentina proviene de incendios en la región Amazonia–Cerrado (Castro Videla et al., 2013).

Los valores consistentemente elevados de AOD observados en el extremo noreste de la provincia de Córdoba en Figura 4.16 (a) se atribuyen principalmente a procesos naturales, en particular a la presencia de una gran laguna salina, Mar Chiquita, ubicada aproximadamente en 32.7°S, 62.5°O. Algo similar sucede en la desembocadura del Río de la Plata (35.2°S, 56.5°O), donde la presencia de material sedimentado genera que las observaciones satelitales se vean afectadas.

Los valores promedio anuales de AOD en 2018, 2019 y 2021 reflejan condiciones atmosféricas relativamente limpias, mientras que 2020 muestra un aumento marcado en la AOD, con grandes áreas que registran valores medios superiores a 0.2 (colores verde y amarillo), en concordancia con el aumento de la actividad ígnea reportado para ese año en la Tabla 4.4. Los niveles elevados de AOD en el sur de la región de estudio durante 2020

podrían deberse al transporte de aerosoles originados por incendios en el norte de la región.



**Figura 4.16** Distribución espacial de AOD basada en datos de MAIAC/MODIS. (a) Promedio anual de AOD (470 nm) (b) Desviación estándar anual de AOD (470 nm). Las escalas de colores indican los niveles de AOD, donde el azul representa valores bajos (cerca de 0.0) y el rojo representa valores altos (iguales o superiores a 0.5).

En 2022, los valores de AOD disminuyeron respecto a 2020, aunque se mantuvieron por encima de los observados en 2018 y 2019. Durante el verano de 2022, se registraron numerosos incendios en el noreste de la provincia de Corrientes (27.99°S, 57.02°O), los cuales afectaron al 20% de la reserva y a casi el 50% del Parque Nacional Iberá (Smichowski & Contreras, 2024). En esta región se observa un ligero aumento de los

valores de AOD respecto a años anteriores, con una desviación estándar cercana a 0.3, lo que indica una variabilidad significativa, probablemente asociada a estos incendios ocurridos entre fines de enero y la mayor parte de febrero de 2022. La corta duración del pico de emisiones puede haber influido en el promedio anual de AOD. La Tabla 4.5 presenta un desglose detallado de estas variables para el verano de 2022, proporcionando más información sobre esta relación.

La Figura 4.16 (b) representa la variabilidad anual de los niveles de AOD en la región. En 2020, la desviación estándar alcanzó sus valores máximos, con áreas que indican fluctuaciones significativas en los valores de AOD ( $>0.5$ ). Esto sugiere la presencia de eventos episódicos de incendios intensos, que contribuyeron a dicha variabilidad. Esto se evidenció sobre todo en la región norte, pero también se destacó con menor variabilidad a lo largo del límite sur entre las provincias de Santa Fe y Entre Ríos. Allí se localizan los humedales del río Paraná ( $32.89^{\circ}\text{S}$ ,  $60.27^{\circ}\text{O}$ ), zona que reportó numerosos incendios y áreas quemadas en 2020 (Del Valle et al., 2022).

En contraste, 2018 presentó valores de variabilidad entre 0 y 0.15, como se observa en las áreas predominantemente azules del mapa de desviación estándar. Estos bajos niveles de variabilidad se relacionan no solo con un menor número de eventos ígneos, sino también con una distribución temporal más homogénea de los mismos. En 2019, 2021 y 2022 se observó un grado moderado de variabilidad, especialmente en la zona norte. La presencia de regiones en tonos amarillos y verdes en estos años indica fluctuaciones persistentes en las emisiones de aerosoles, probablemente ligadas a la temporada habitual de incendios, que como se mencionó, ocurre principalmente en invierno y primavera.

En 2022 se observa un mayor grado de variabilidad en el norte de la provincia de Corrientes en comparación con años anteriores. Este aumento es un indicio de niveles inusuales de AOD en esta zona, probablemente relacionados con la ocurrencia de incendios durante el verano de ese año, como se mencionó anteriormente.

#### **4.3.2. Distribución espacio-temporal estacional de AOD (MAIAC-MODIS)**

La Tabla 4.5 presenta las variaciones estacionales en la mediana de AOD, el número de píxeles de incendio y el FRP en la región de estudio entre 2018 y 2022. Los datos revelan diferencias significativas entre estaciones, probablemente vinculadas a los focos de incendios detallados en la sección 4.1.2 y a las condiciones meteorológicas descritas por estación la sección 3.1.5.

Durante el verano, los valores medianos de AOD se mantuvieron relativamente bajos entre 2018 y 2021, oscilando entre 0.115 y 0.128, lo que indica condiciones atmosféricas generalmente limpias. No obstante, en 2022 la mediana de AOD aumentó marcadamente hasta 0.174, coincidiendo con un incremento significativo en el número de píxeles de incendio (169,076, más de cinco veces superior al registrado en 2021) y el valor más alto de mediana de FRP (7.26 MW). Como se detalló en la sección 4.1.2, esto se corresponde con los incendios ocurridos en la provincia de Corrientes durante el verano de 2022.

Durante el otoño, los valores medianos de AOD se mantuvieron consistentemente bajos a lo largo de todos los años, fluctuando ligeramente alrededor de 0.10. Sin embargo, 2020 se destaca por un incremento excepcional en el número de píxeles de incendio (110,380), casi diez veces superior al promedio de los demás años en esta estación. Esta anomalía coincide con la actividad ígnea récord registrado en 2020. Un estudio específico que analizó datos entre marzo de 2017 y marzo de 2023 en la ciudad de Rosario (32.95°S, 60.63°O) reveló que, durante eventos de incendios forestales, como en marzo de 2023, los valores de AOD aumentaron entre un 50.9% y un 108.6% respecto a escenarios de referencia observados en marzo de 2019 y marzo de 2022, respectivamente (Valle Seijo et al., 2024).

El invierno de 2021 registró la mediana de AOD más alta para esta estación (0.153). Aunque no fue el año con mayor número de focos, se observó un valor elevado de mediana de FRP (5.72 MW), lo cual refuerza la relación entre la intensidad del fuego y los niveles de AOD. Por su parte, el invierno de 2020 presentó el mayor número de píxeles de incendio (202,242), junto con un valor de AOD también elevado (0.142). Estos hallazgos destacan la importante contribución de la quema de biomasa durante el invierno austral a la carga regional de aerosoles.

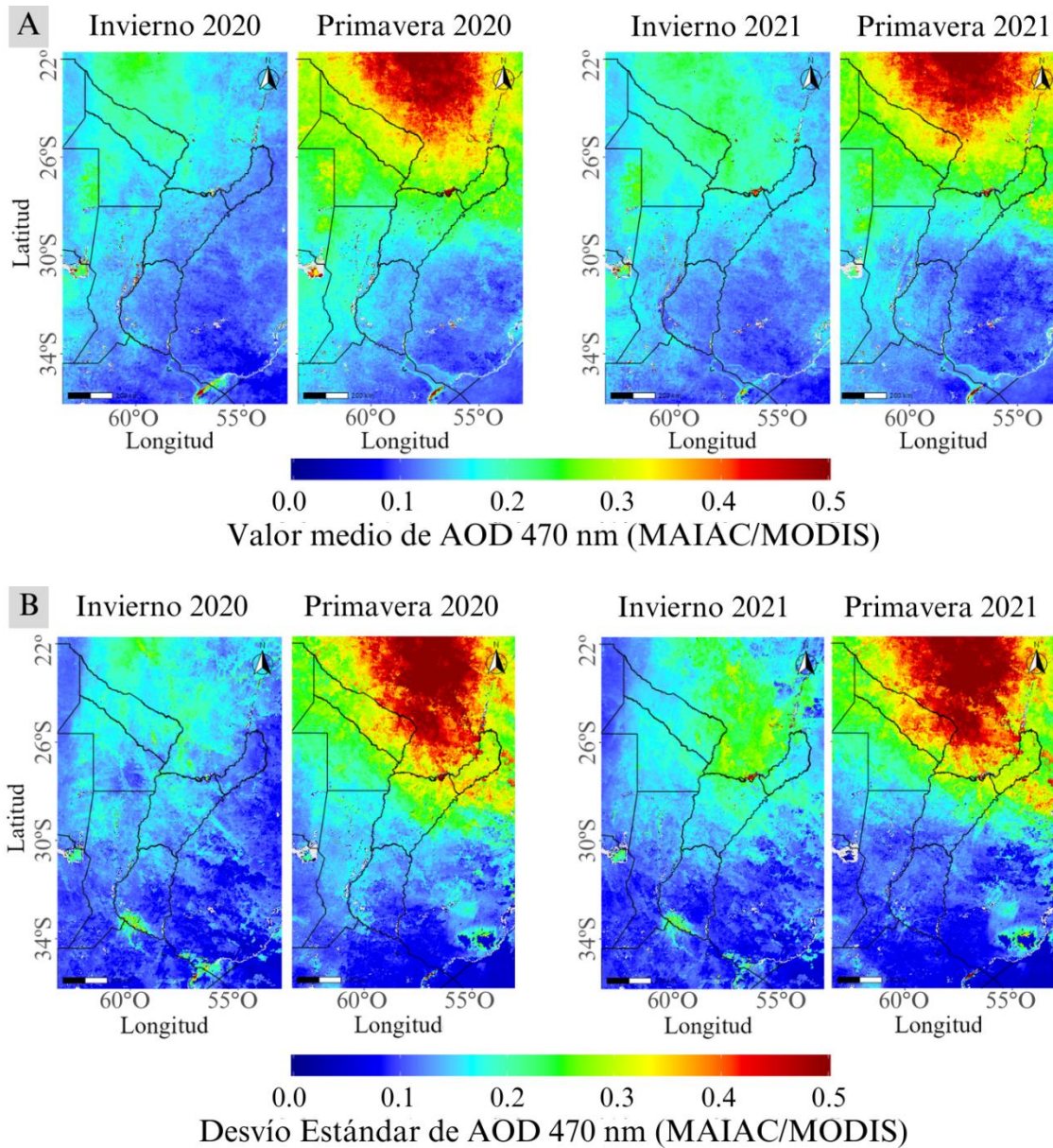
La primavera mostró de manera consistente los valores medianos más altos de AOD en comparación con las otras estaciones, reflejando la culminación de la temporada de incendios del hemisferio sur. En particular, la primavera de 2020 registró la mediana más alta de AOD (0.205), el segundo mayor número de píxeles de incendio (200,204) y el valor más alto de mediana de FRP (6.32 MW). Estos patrones son consistentes con los hallazgos de Ulke et al. (2011) quienes se focalizaron en la caracterización de las condiciones meteorológicas, como la Corriente en Chorro de Bajo Nivel de América del Sur (SALLJ, por sus siglas en inglés) y la dinámica de frentes fríos, en la dispersión y transporte de plumas de humo regionales.

**Tabla 4.5 Variación estacional de la mediana de AOD a 470 nm, número de píxeles de incendio y FRP medio. Los datos se presentan por estación (verano, otoño, invierno, primavera). Los valores de AOD se basan en datos de MAIAC/MODIS y los valores de FRP (en megavatio s) provienen de VIIRS/Suomi-NPP.**

Estación del año	Variable	Año				
		2018	2019	2020	2021	2022
<b>Verano</b>	Mediana AOD 470 nm	0.128	0.116	0.127	0.115	0.174
	Nº de píxeles de fuego	32167	22557	32754	24276	169076
	Mediana FRP (MW)	5.12	5.04	5.10	4.89	7.26
<b>Otoño</b>	Mediana AOD 470 nm	0.101	0.096	0.103	0.102	0.101
	Nº de píxeles de fuego	31276	11774	110380	27701	22760
	Mediana FRP (MW)	4.92	4.49	5.68	4.58	4.64
<b>Invierno</b>	Mediana AOD 470 nm	0.095	0.110	<b>0.142</b>	<b>0.153</b>	0.136
	Nº de píxeles de fuego	90398	76972	<b>202242</b>	<b>131917</b>	59147
	Mediana FRP (MW)	5.31	4.80	<b>5.97</b>	<b>5.72</b>	5.50
<b>Primavera</b>	Mediana AOD 470 nm	0.132	0.164	<b>0.205</b>	<b>0.181</b>	0.137
	Nº de píxeles de fuego	48809	108421	<b>200204</b>	<b>67027</b>	74125
	Mediana FRP (MW)	5.17	5.79	<b>6.32</b>	<b>5.60</b>	5.50

Para el período de julio-diciembre de 2019, un estudio caracterizó los aerosoles provenientes de quema de biomasa en nuestra región de estudio (Mulena et al., 2024). Sin embargo, las observaciones de AOD en este estudio se obtuvieron de AERONET (Pilar, Buenos Aires) y se registró un valor medio de AOD a 440 nm  $\approx 0.17 \pm 0.09$  para el período estudiado. Los hallazgos resultaron similares a los obtenidos mediante la caracterización de AOD por medio de imágenes satelitales provistas por el algoritmo MAIAC/MODIS.

En la Tabla 4.5 se destacaron los principales años y las estaciones en particular que registran mayores valores de AOD, número de píxeles de fuego y FRP, con el objetivo de caracterizarlas en profundidad mediante otras técnicas de teledetección en las próximas secciones de resultados. En este sentido, la Figura 4.17 muestra la distribución espacial de AOD durante 2020 y 2021 particularmente para invierno y primavera.



**Figura 4.17** Distribución espacial de AOD basada en datos de MAIAC/MODIS. (a) Promedio estacional de AOD (470 nm) (b) Desviación estándar estacional de AOD (470 nm). Las escalas de colores indican los niveles de AOD, donde el azul representa valores bajos (cerca de 0.0) y el rojo representa valores altos (iguales o superiores a 0.5).

La Figura 4.17 muestra niveles moderados de aerosoles en las regiones del norte durante el invierno 2020, con áreas en verde y amarillo que superan concentraciones de 0.2, especialmente en zonas propensas a incendios como Paraguay y el norte de Argentina. En contraste, el invierno de 2021 presenta una cobertura de aerosoles más extensa, particularmente en el norte de la región, donde los valores de AOD superan consistentemente 0.2.

Los mapas de desviación estándar de AOD se presentan en la Figura 4.17 (b). Se exhibe una mayor variabilidad en las áreas propensas al fuego, lo cual sugiere eventos ígneos episódicos, mientras que las regiones del sur muestran condiciones más uniformes y una menor variabilidad. Una excepción notable son los humedales del río Paraná, ubicados aproximadamente en 32.89°S y 60.27°O, que, como se discutió en la sección 4.1.3, también registraron un alto número de píxeles de incendio durante 2020.

El mapa de AOD promedio de la primavera de 2020 revela amplias regiones en rojo y naranja, lo que indica una carga significativa de aerosoles, especialmente en el norte de Paraguay, el norte de Argentina y partes de Brasil, con valores que superan 0.5. Estos niveles elevados coinciden con la actividad ígnea récord registradas en la Tabla 4.5. La primavera de 2021 sigue patrones similares, aunque muestra una extensión levemente menor de áreas con valores altos de AOD. A su vez, la variabilidad durante la primavera de 2020 y 2021 es particularmente pronunciada, reflejando la intensidad e irregularidad de los eventos de quema de biomasa.

La Figura 4.17 muestra una marcada diferencia entre el AOD detectado en la región norte y la región sur del área de estudio. La mayor carga de aerosoles en la zona norte se asocia con la mayor ocurrencia e intensidad de los focos ígneos registrados en esa zona (ver distribución de focos ígneos durante estos períodos en la Figura 4.6). En la sección siguiente se presenta una correlación estadísticamente significativa entre estas variables.

Como se mencionó en los resultados relativos a los incendios, en los años asociados a sequías (2020–2022) la ocurrencia de incendios aumentó, y analizando la Figura 4.17, lo mismo se observa en los valores de AOD. Sin embargo, resulta relevante aclarar que la sequía abarcó una gran parte de Sudamérica, pero su efecto sobre la ocurrencia de incendios debe analizarse teniendo en cuenta, a su vez, el tipo de cobertura vegetal. En este sentido, la cobertura vegetal puede limitar o, por el contrario, potenciar la cantidad de biomasa disponible para arder.

Los resultados presentados por Van der Werf et al. (2008) destacan que, en las coberturas de suelo correspondientes a selvas y bosques (predominantes en la región norte como se muestra en la Figura 3.2), suele existir una gran cantidad de vegetación y, por lo tanto, abundante combustible. Sin embargo, este combustible generalmente se encuentra demasiado húmedo como para arder fácilmente. Por ello, cuando la estación seca es más prolongada o intensa, como ocurrió durante el último evento de La Niña, aumenta significativamente la ocurrencia de incendios, ya que se incrementa la cantidad de masa

vegetal disponible para arder. En consecuencia, los incrementos observados en los valores de AOD en la región norte muy probablemente se encuentren asociados principalmente a la quema de biomasa vegetal.

En cambio, la región centro y sur del área de estudio predomina el tipo de suelo de sabanas, pastizales y tierras de cultivo (ver Figura 3.2). Van der Werf et al. (2008) observaron que, en este tipo de suelos, el clima no es el factor dominante en la ocurrencia de incendios, ya que las correlaciones con la precipitación o la sequía resultaron débiles. En estos ambientes, los factores humanos y de gestión del territorio como las quemas agrícolas, el pastoreo o las políticas de manejo del fuego, determinan en mayor medida la frecuencia y distribución temporal de los incendios. Por ello, en la región sur resulta más complejo asociar con una única fuente el origen de los valores de AOD observados. A su vez, en esa zona también se localizan grandes centros urbanos, como Buenos Aires y Montevideo, que aportan fuentes adicionales y significativas de AOD asociadas al transporte y las actividades industriales.

#### 4.3.3. Correlaciones mensuales entre incendios y valores de AOD (MAIAC-MODIS)

La Tabla 4.6 presenta la relación estadística entre variables indicadoras de actividad de incendios y la concentración de AOD en la región de estudio. El análisis de correlación de Pearson mostró una correlación positiva y estadísticamente significativa entre el recuento mensual de píxeles de fuego y el valor medio mensual de AOD ( $R = 0.761$ ; IC 95% = [0.63, 0.85];  $p < 0.001$ ), lo que indica que los meses con mayor número de incendios presentaron mayores concentraciones de aerosoles atmosféricos.

Asimismo, se observó una correlación muy similar entre el valor de FRP medio mensual de los incendios y el valor medio mensual de AOD ( $R = 0.765$ ; IC 95% = [0.63, 0.85];  $p < 0.001$ ), lo que sugiere que no solo la cantidad de eventos de fuego, sino también su intensidad, están asociadas al aumento de partículas en suspensión en la atmósfera.

**Tabla 4.6 Correlación de Pearson entre variables de actividad de incendios y AOD media mensual en la región de estudio (IC: Intervalos de confianza).**

<b>Variables correlacionadas</b>	<b>Coefficiente de correlación (R)</b>	<b>IC 95%</b>	<b>Valor <math>p</math></b>
<i>Recuento de píxeles de fuego y AOD</i>	0.761	[0.63, 0.85]	< 0.001
<i>FRP y AOD</i>	0.765	[0.63, 0.85]	< 0.001

La Figura 4.18 muestra la variación mensual del número de píxeles detectados como fuego (barras rojas, eje derecho) junto con el promedio mensual del AOD a 470 nm (línea azul, eje izquierdo) para cada año entre 2018 y 2022 en la región de estudio. Se observa una marcada estacionalidad, especialmente entre los meses de julio y septiembre, donde se incrementan tanto el número de píxeles de fuego como los valores de AOD, destacando los años 2020 y 2021.



**Figura 4.18** Serie temporal del número de píxeles de fuego y el AOD promedio (470 nm) mensual desde 2018 hasta 2022 considerando la región de estudio.

La Figura 4.19 presenta la evolución mensual del FRP (barras rojas, eje derecho) junto con el AOD promedio mensual (línea azul, eje izquierdo) para los años 2018 a 2022. Los patrones son consistentes con los observados en la Figura 4.18, mostrando picos de

FRP y AOD durante los meses de agosto y septiembre, especialmente en 2020 y 2021, indicando que los incendios no solo fueron más numerosos, sino también más intensos.

Los resultados presentados sugieren una correlación positiva entre incendios y aerosoles atmosféricos durante la temporada seca, respaldando la hipótesis de que la actividad ígnea es un factor determinante en la calidad del aire regional, con implicancias tanto ambientales como para la salud pública.

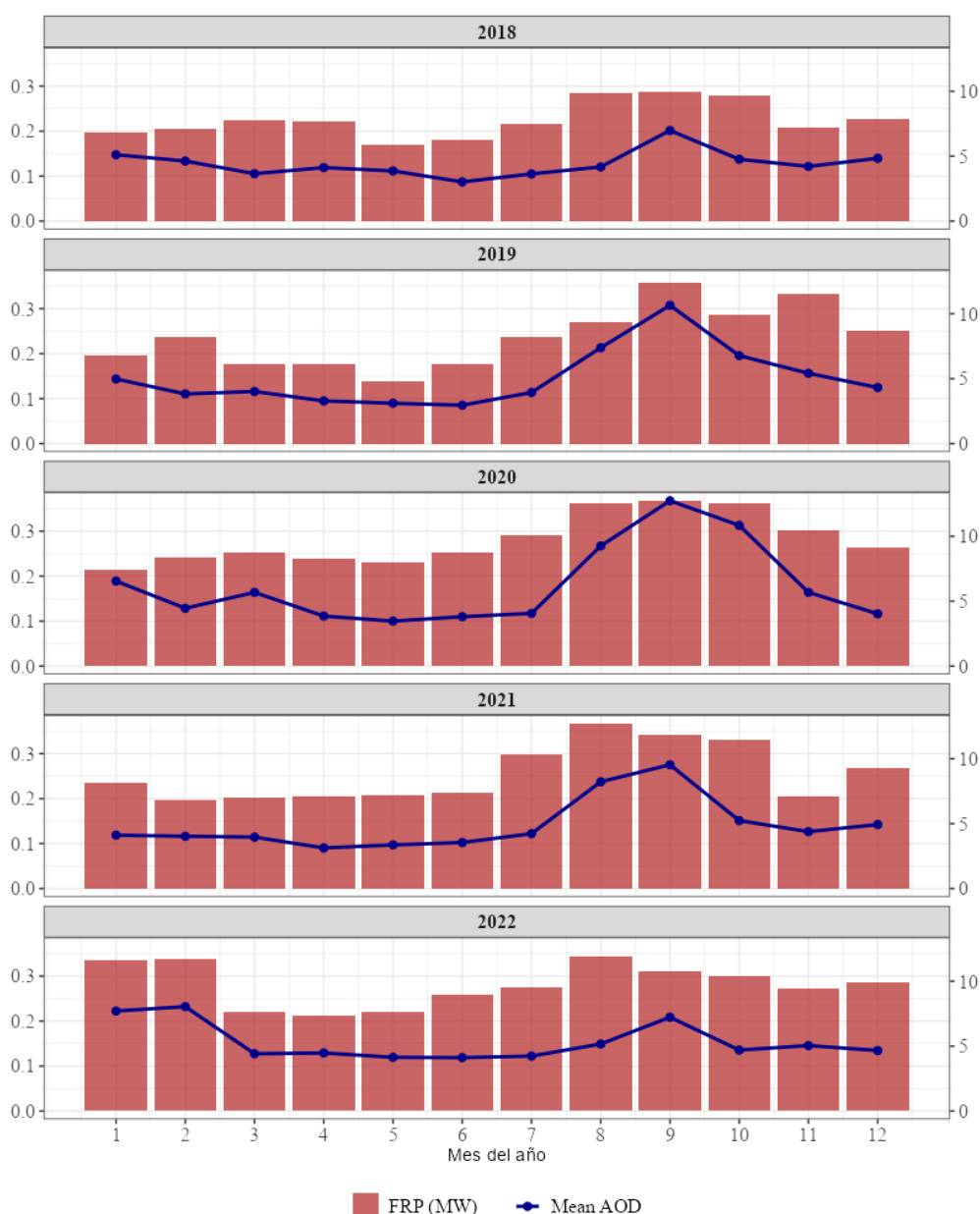


Figura 4.19 Serie temporal del valor medio de FRP (MW) y el AOD promedio (470 nm) mensual desde 2018 hasta 2022 considerando la región de estudio.

#### 4.4. CARACTERIZACIÓN DE AOD CON ALGORITMO MAIAC (DSCOVER/EPIC)

Esta sección presenta los resultados de AOD del algoritmo MAIAC, aplicado en esta ocasión a las observaciones del instrumento EPIC a bordo del satélite DSCOVER. A diferencia de MODIS que proporciona dos observaciones, EPIC ofrece entre 8 y 10 observaciones por día, lo que representa una mejora significativa en la cobertura temporal. Sin embargo, esta ventaja se ve contrarrestada por una menor resolución espacial: EPIC tienen una resolución de 10 km, en comparación con los 1 km de MODIS. El objetivo de esta sección es evaluar si las observaciones de MAIAC-EPIC correspondientes a los años 2020 y 2021 (identificados como años anómalos en términos de incendios y concentración de aerosoles) permiten una caracterización temporal más detallada de la variabilidad de AOD. A su vez se presenta la correlación de MAIAC aplicado a EPIC y MODIS.

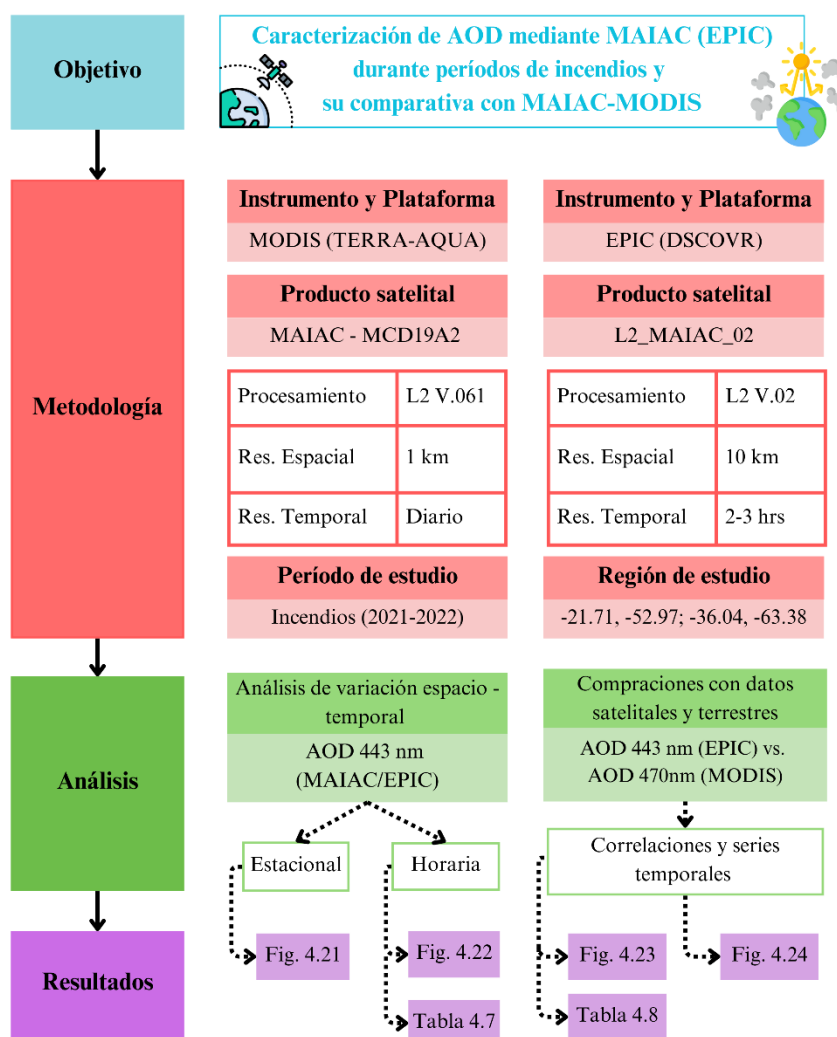


Figura 4.20 Flujoograma del análisis temporal y espacial de AOD (MAIAC-EPIC).

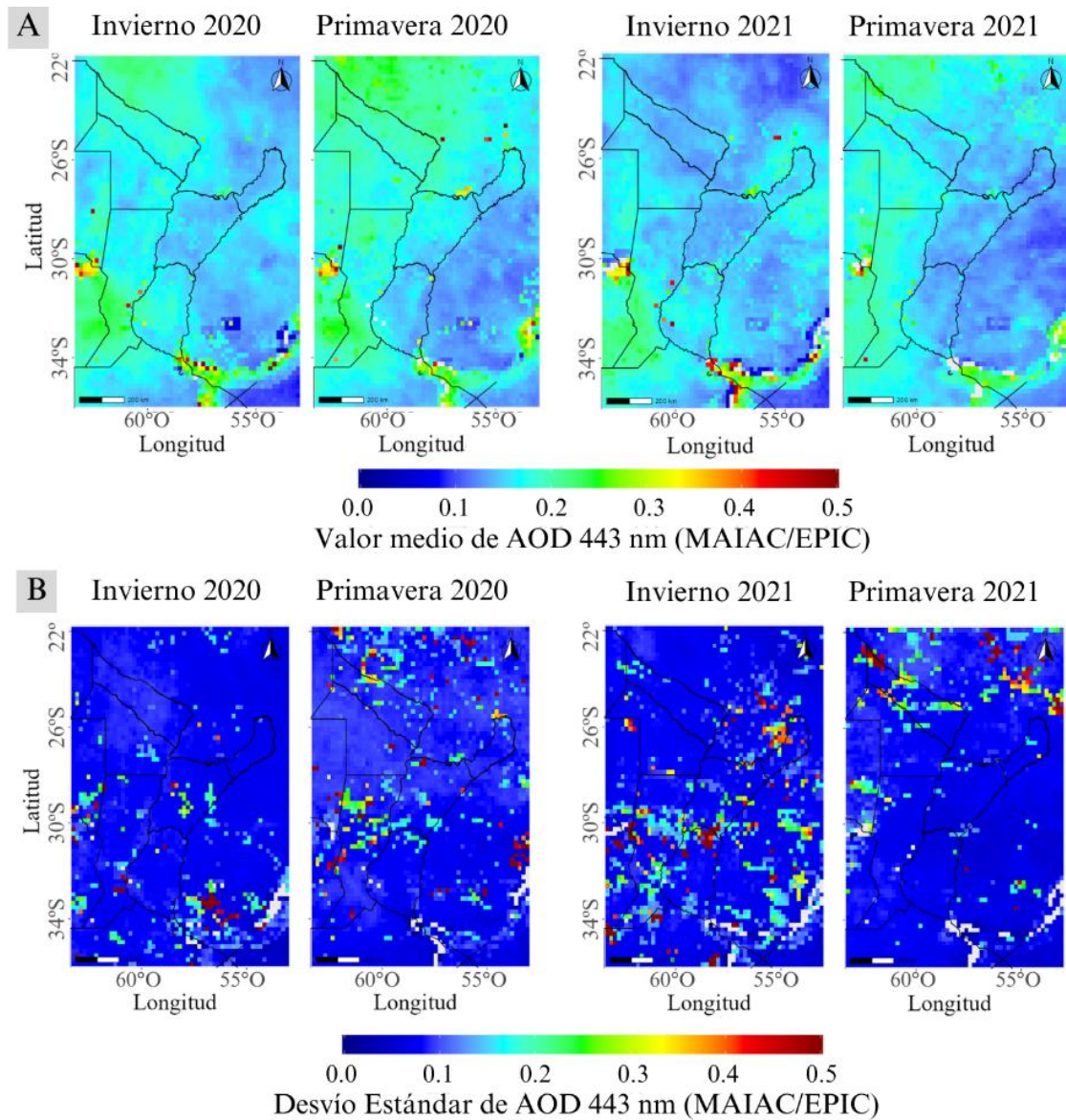
#### 4.4.1. Distribución espacio-temporal estacional de AOD (MAIAC-EPIC)

La Figura 4.21 presenta la media estacional (panel A) y la desviación estándar (panel B) del AOD a 443 nm obtenida a partir de MAIAC/DSCOVER-EPIC sobre la región de estudio durante el invierno y la primavera de los años 2020 y 2021. En ambos años, se observa un aumento, particularmente sobre el norte de Argentina, Paraguay y el sur de Brasil, lo cual coincide con el pico de actividad de quema de biomasa reportado en la sección 4.1.3. Los valores medios de AOD en esas regiones oscilan entre 0.2 y 0.3. A su vez, La distribución espacial del AOD medio sugiere que la carga de aerosoles fue levemente más intensa y extendida durante el invierno y la primavera de 2020 en comparación con 2021. Esta observación se encuentra respaldada por el recuento de píxeles de incendio presentados en la sección 4.1.2, donde los valores estacionales correspondientes a 2020 son consistentemente superiores a los de 2021.

Los valores medios de AOD sobre regiones costeras, especialmente cerca del Río de la Plata y el sur de Uruguay, pueden resultar menos confiables. Como se detalló en la sección anterior, en el caso del algoritmo MAIAC aplicado a las observaciones de MODIS, esto se debe a una limitación del algoritmo para recuperar valores precisos en superficies brillantes o heterogéneas, como las zonas de transición entre agua y tierra. Por otro lado, evaluando la aplicación del algoritmo MAIAC a las observaciones del instrumento EPIC, también se encontró que los valores de AOD tienden a ser sobreestimados en regiones brillantes, lo que incrementa la incertidumbre de las estimaciones obtenidas (Lyapustin et al., 2021). Sin embargo, debido a que el producto MAIAC-MODIS posee una resolución espacial mayor (1 km), estas limitaciones son menos evidentes (ver Figura 4.16) en comparación con los mapas generados a partir de observaciones de EPIC, cuya resolución es mayor (10 km).

Los mapas de desviación estándar muestran algunas regiones con variabilidad intra estacional, especialmente en zonas propensas a incendios como el norte de Argentina, Paraguay y el sur de Brasil, y particularmente durante la primavera. Esta variabilidad podría atribuirse al hecho de que algunos valores de AOD fueron registrados únicamente en ciertos horarios del día. No obstante, en general, los valores de desviación estándar son relativamente bajos (entre 0 y 0.1), particularmente al compararlos con los valores obtenidos a partir de la aplicación del algoritmo MAIAC a las observaciones de MODIS, que superan los 0.5 (Ver Figura 4.17). Esto se debe a la alta resolución temporal del sensor EPIC, que proporciona múltiples observaciones diarias (Lyapustin et al., 2021). Esta frecuencia de muestreo tiende a suavizar las fluctuaciones de corto plazo y reduce la

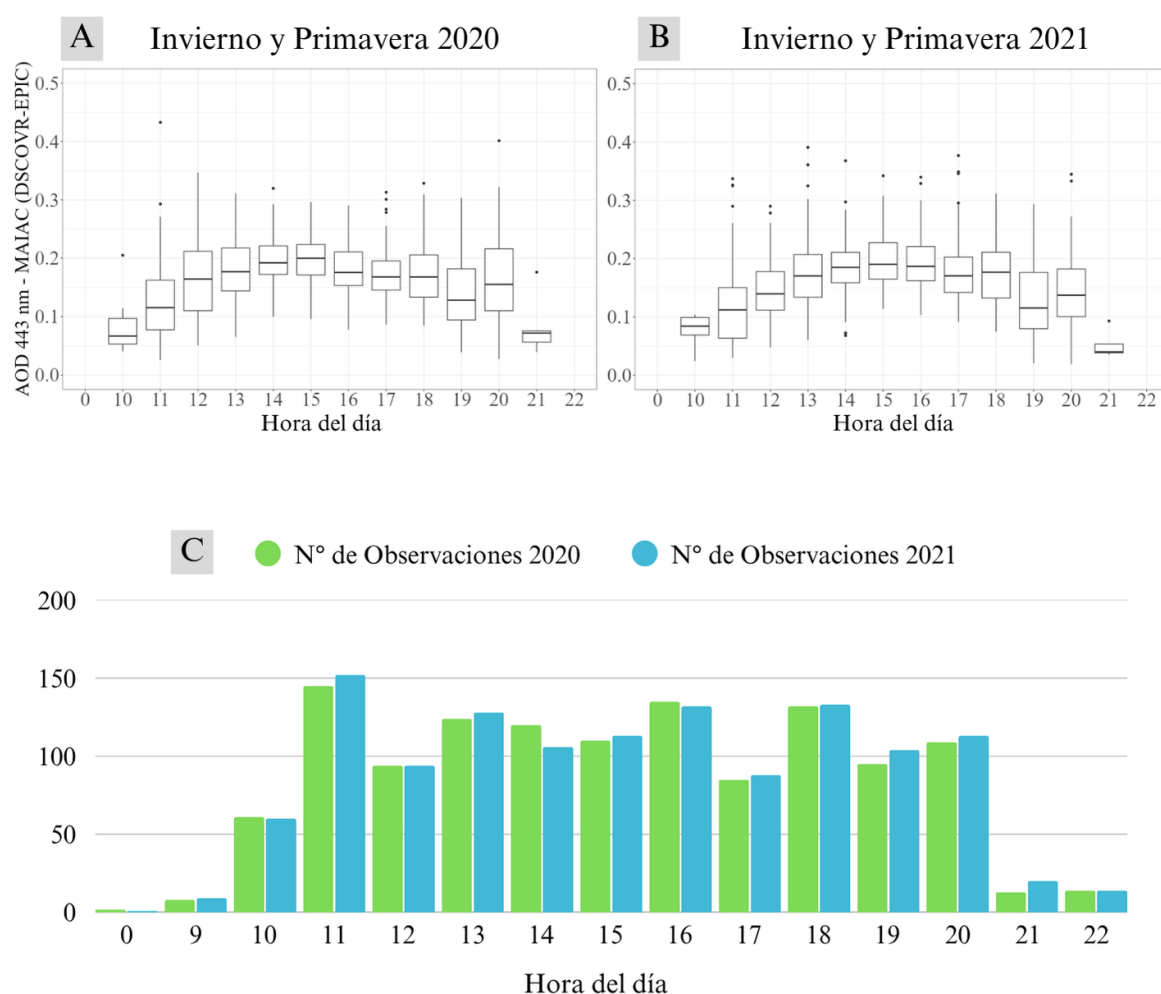
probabilidad de desviaciones significativas respecto de la media, resultando en una menor variabilidad a lo largo de la estación.



**Figura 4.21** Distribución espacial de AOD basada en datos de EPIC/DSCOVR. (a) Promedio estacional de AOD (443 nm) (b) Desviación estándar estacional de AOD (443 nm). Las escalas de colores indican los niveles de AOD, donde el azul representa valores bajos (cerca de 0.0) y el rojo representa valores altos (iguales o superiores a 0.5).

#### 4.4.2. Distribución espacio-temporal horaria de AOD (MAIAC-EPIC)

La Figura 4.22 muestra la variabilidad intradiaria del AOD a 443 nm obtenido del producto MAIAC/DSCOVER-EPIC para invierno y primavera de los años 2020 (panel A) y 2021 (panel B). Los diagramas de caja revelan cómo fluctúan los valores de AOD a lo largo del día. En general, los valores se sitúan entre 0.05 y 0.25, aunque se identifican valores atípicos que alcanzan entre 0.4 y 0.45 durante las primeras horas de la tarde (entre las 13:00 y las 17:00), especialmente en 2021. Esto podría estar relacionado con los mayores valores de desviación estándar observados en los mapas de ese mismo año (ver Figura 4.21).



**Figura 4.22** Diagrama de caja de valores intradiarios de AOD a 443 nm durante (a) el invierno y la primavera 2020 y, (b) el invierno y la primavera 2021. Los puntos individuales indican valores atípicos. El gráfico de barras en (c) indica el número de observaciones detectadas para cada año. Fuente de datos: MAIAC (EPIC-DSCOVER).

En el caso de 2020, los niveles de AOD tienden a alcanzar su punto máximo desde el mediodía hasta primeras horas de la tarde (11:00 a 16:00 h), mientras que en 2021 se observa un patrón similar, aunque con una dispersión horaria algo más amplia, que incluye valores elevados desde la mañana hasta el anochecer. Durante las horas pico, los valores medianos de AOD se sitúan generalmente alrededor de 0.2, mientras que en las primeras horas de la mañana y últimas de la tarde los valores tienden a acercarse a 0.1.

Como se mencionó anteriormente, este tipo de análisis horario es posible gracias a la alta frecuencia temporal del sensor EPIC, en contraste con instrumentos como MODIS, que proporcionan solo una o dos adquisiciones por día. No obstante, si bien EPIC permite una mirada más detallada a los ciclos diarios, es necesario interpretar con precaución la variabilidad observada en ciertas horas debido al número limitado de observaciones disponibles. El número de observaciones proporcionadas por EPIC por hora para el período de estudio se detalla en la Figura 4.22 (Panel C). Puede observarse que, en ambos años, la cantidad de observaciones válidas antes de las 10:00 h y después de las 20:00 h es muy baja (solo 8 observaciones a las 09:00 h en 2020 y 9 en 2021), lo que limita la representatividad estadística de los datos en esos intervalos horarios.

Por otro lado, la mayor densidad de datos se concentra entre las 11:00 y las 18:00 h, con una cantidad de observaciones que varía entre un mínimo de 85 y un máximo de 152 durante el periodo analizado. En consecuencia, esta ventana horaria se considera la más adecuada para realizar análisis robustos de las tendencias diurnas.

Debido a la órbita tipo Lissajous del satélite DSCOVR, el sensor EPIC ofrece observaciones continuas de la superficie iluminada por el Sol, ya que depende de la radiación solar reflejada para realizar sus mediciones. Por lo tanto, solo se obtienen observaciones de AOD durante las horas de luz diurna, lo cual explica la ausencia de datos en la Figura 4.22 en torno a la medianoche, así como la baja cantidad de observaciones en horas muy tempranas o cercanas al atardecer.

Dado que EPIC únicamente proporciona datos durante el día, resulta relevante determinar si los eventos de quema de biomasa ocurren principalmente en ese periodo para evaluar hasta qué punto el sensor puede capturar las variaciones de AOD asociadas. Para ello, la Tabla 4.7 presenta la cantidad de píxeles de fuego detectados por el sensor VIIRS a bordo del satélite Suomi-NPP, discriminados por observaciones diurnas y nocturnas para cada mes de los periodos invernales y primaverales de 2020 y 2021.

**Tabla 4.7 Recuento mensual de píxeles de incendio detectados por el sensor VIIRS/Suomi-NPP durante el día y la noche (2020–2021).**

Mes	Observaciones 2020		Observaciones 2021	
	Día	Noche	Día	Noche
<b>Junio</b>	18,546	4,500	5,679	1,391
<b>Julio</b>	39,478	9,610	34,566	6,830
<b>Agosto</b>	101,062	29,046	60,653	22,798
<b>Septiembre</b>	67,097	21,526	26,772	8,860
<b>Octubre</b>	49,032	28,732	15,403	6,205
<b>Noviembre</b>	22,193	11,624	6,700	3,087

Los resultados muestran claramente que la mayoría de las detecciones de fuego se produjeron durante el día en todos los meses y en ambos años. Esta observación coincide con lo reportado por Engel et al. (2021) quienes señalan que, para la mayoría de los tipos de vegetación, la actividad máxima de incendios ocurre entre el mediodía y las primeras horas de la tarde (entre las 12:00 y las 16:00 h), mientras que la actividad nocturna suele ser una orden de magnitud menor. Por lo tanto, considerando esta prevalencia diurna en la actividad de incendios, el sensor EPIC ofrece una valiosa contribución al permitir la detección de variaciones en AOD justamente durante el periodo del día en que los incendios son más activos, apoyando así el análisis de los impactos atmosféricos derivados de estos eventos.

#### **4.4.3. Correlación entre AOD obtenido de MAIAC-MODIS y MAIAC-EPIC**

La Figura 4.23 muestra la evolución del valor medio diario de AOD mediante el algoritmo MAIAC aplicado tanto a datos del sensor EPIC (líneas rojas) como a MODIS (líneas azules) abarcando los meses de la temporada de incendios (junio a noviembre) durante los años 2020 y 2021. El objetivo de esta comparación es evaluar la consistencia temporal y la sensibilidad de ambos instrumentos frente a eventos de aerosoles, particularmente aquellos vinculados a la quema de biomasa.

Los valores de AOD muestran una progresión estacional clara, con niveles relativamente bajos y estables durante junio y julio en ambos años, seguidos por un incremento gradual en la frecuencia e intensidad de los valores desde agosto hasta octubre. Esta evolución coincide con el pico estacional de actividad de incendios registrado en la región (ver Figura

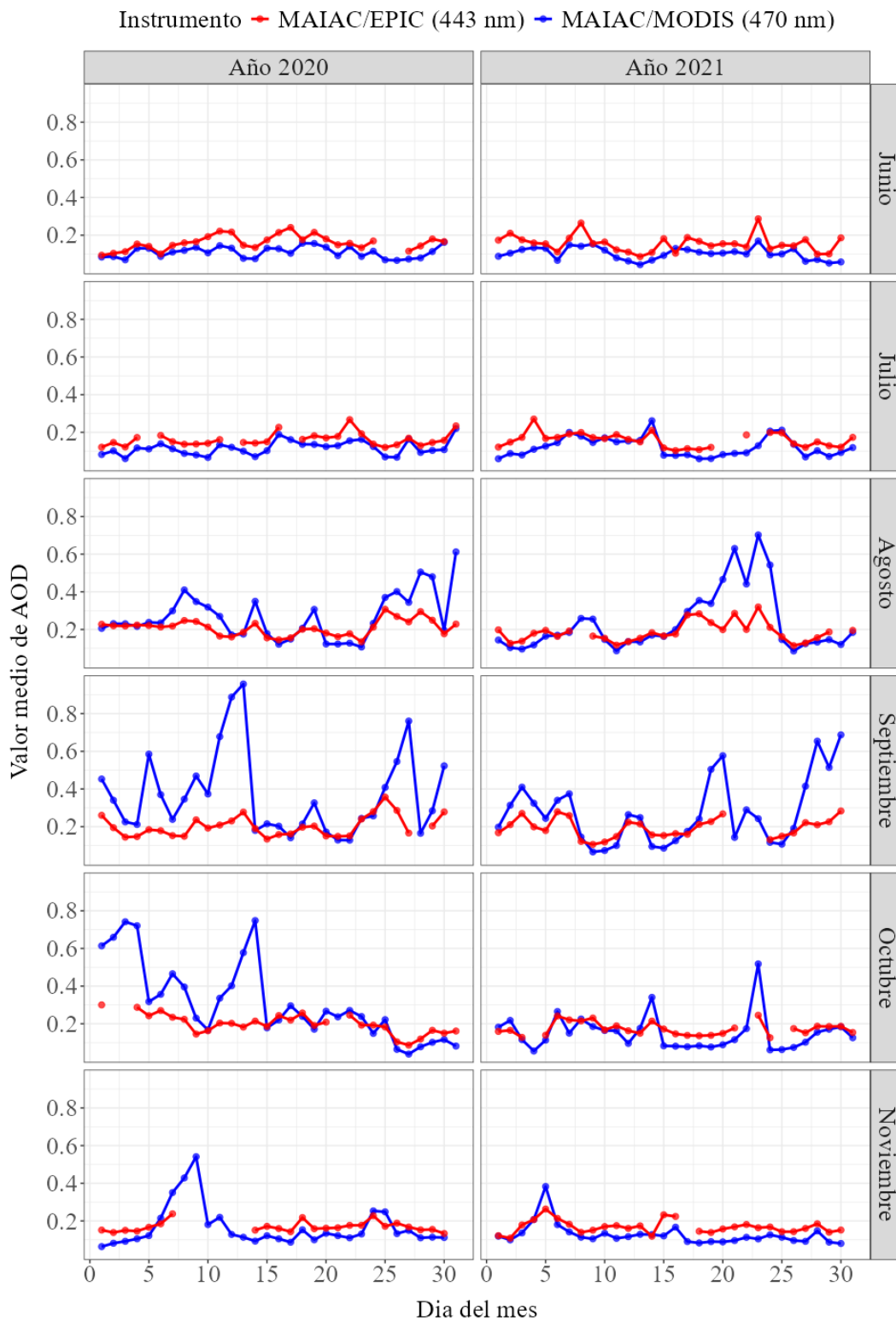
4.4). En ambos años, septiembre presenta sistemáticamente los valores de AOD más altos y la mayor variabilidad diaria. En las observaciones de MODIS, los promedios diarios de AOD superan los 0.6 en varias ocasiones tanto en 2020 como en 2021. En comparación, los datos de EPIC también muestran aumentos significativos durante esos periodos, aunque con menor fluctuación y, en general, con valores aproximadamente de la mitad de magnitud respecto a los registrados por MODIS en los mismos días.

A pesar de que EPIC reporta valores de AOD más bajos, logra reproducir adecuadamente las tendencias de acumulación y disipación de aerosoles observadas en los datos de MODIS. Esta coincidencia refuerza la utilidad del sensor EPIC, particularmente cuando se requiere un monitoreo con alta frecuencia temporal.

En los meses sin presencia significativa de incendio, EPIC tiende a presentar valores de AOD más altos que los de MAIAC/MODIS. Esta tendencia también fue reportada por Lyapustin et al. (2021), quienes encontraron que EPIC tiende a sobreestimar el AOD, especialmente en condiciones de baja carga de aerosoles, en comparación con observaciones de referencia como las de AERONET.

Cabe destacar que algunos de los picos de AOD más pronunciados observados en los registros de MAIAC/MODIS podrían estar parcialmente influenciados por la presencia de nubosidad sobre partes de la región de estudio. Esta situación limita la cantidad de píxeles con datos válidos, reduciendo la extensión espacial considerada en el cálculo del promedio. Como resultado, los valores de AOD pueden verse sesgados hacia áreas localizadas con mayores concentraciones de AOD.

Para evaluar esta posible influencia, se incorporó la Tabla 4.8, que muestra los valores medios diarios de AOD superiores a 0.6 detectados por MAIAC/MODIS, junto con la proporción de área cubierta por datos válidos tanto para MAIAC/MODIS como para MAIAC/EPIC. En la mayoría de estos días con AOD elevado, la cobertura espacial de datos es limitada (por debajo del 60% en muchos casos).



**Figura 4.23** Evolución diaria del AOD medio a partir de MAIAC/EPIC y MAIAC/MODIS sobre el sureste de América del Sur (junio–noviembre, 2020–2021)

**Tabla 4.8 Relación entre valores medios diarios de AOD mayores a 0.6 (MAIAC/MODIS y MAIAC/EPIC) y la cobertura espacial de datos válidos.**

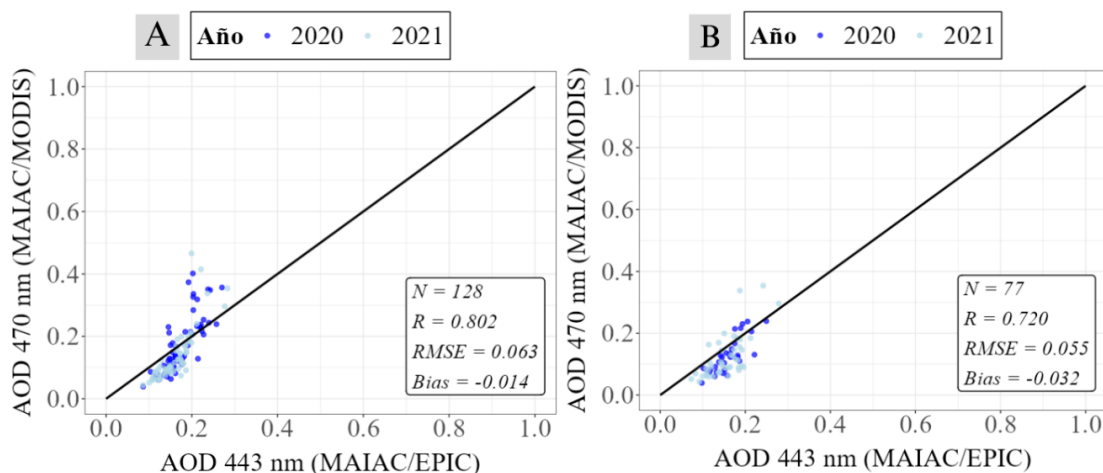
Fecha	MAIAC/MODIS		MAIAC/EPIC	
	Valor medio AOD	Área con datos válidos (%)	Valor medio AOD	Área con datos válidos (%)
<b>31/08/2020</b>	0.61	16.57	0.23	16.59
<b>11/09/2020</b>	0.68	43.45	0.21	23.39
<b>12/09/2020</b>	0.89	55.02	0.23	28.58
<b>13/09/2020</b>	0.96	51.95	0.28	23.86
<b>27/09/2020</b>	0.76	21.27	0.17	6.50
<b>01/10/2020</b>	0.61	63.67	0.30	17.56
<b>02/10/2020</b>	0.66	59.54	-	-
<b>03/10/2020</b>	0.74	37.03	-	-
<b>04/10/2020</b>	0.72	32.82	0.29	18.55
<b>14/10/2020</b>	0.75	36.07	0.21	21.27
<b>21/08/2021</b>	0.63	65.37	0.29	44.03
<b>23/08/2021</b>	0.70	54.21	0.32	32.61
<b>28/09/2021</b>	0.65	18.62	0.21	15.76
<b>30/09/2021</b>	0.69	48.08	0.28	19.90

Adicionalmente, se observa que los porcentajes de cobertura suelen ser más altos para MAIAC/MODIS que para MAIAC/EPIC. Esta diferencia puede estar asociada a la mayor resolución espacial de MAIAC aplicado a MODIS (1 km), en comparación con los 10 km de MAIAC aplicado a EPIC, lo que le permite capturar una mayor cantidad de píxeles válidos en condiciones parcialmente nubladas o con cobertura heterogénea. A su vez, esta ventaja también puede hacer que el producto de MODIS sea más sensible a condiciones puntuales de alta concentración, lo que explicaría los picos más marcados en sus registros.

La Figura 4.24 se incluyó con el objetivo de evaluar estadísticamente la correlación entre los productos de AOD de ambos satélites. Para ello, se aplicaron dos niveles de filtrado a los datos. En primer lugar, se realizó una correlación utilizando únicamente los valores medios diarios de AOD correspondientes a días en los que el porcentaje de área cubierta con datos válidos superaba el 60% (Figura 4.24. A). En segundo lugar, se llevó a cabo una correlación más estricta, que además del filtrado por cobertura espacial, consideró

únicamente los datos correspondientes a horarios coincidentes entre los satélites (Figura 4.24. B). Dado que DSCOVER/EPIC proporciona observaciones múltiples a lo largo del día, se seleccionaron exclusivamente aquellos datos de AOD cuya hora de adquisición coincidiera con las órbitas de paso de los satélites TERRA y AQUA, que transportan el sensor MODIS.

La Figura 4.24. A, muestra una correlación alta ( $R = 0.8$ ) al considerar únicamente los días con una cobertura espacial de datos válida superior al 60%. Este filtrado permite excluir condiciones con nubosidad extensa o baja representatividad espacial de un satélite en comparación con el otro. El error cuadrático medio (RMSE) es de 0.063 y el sesgo también resulta bajo (Bias =  $-0.014$ ), lo que indica una ligera subestimación de MODIS respecto a EPIC. En la Figura 4.22. B, la comparación se restringe aún más, incluyendo solo los datos de EPIC que coinciden temporalmente con las órbitas de paso de TERRA y AQUA, además del filtrado por cobertura. Como resultado, el número de observaciones se reduce ( $N = 77$ ), y la correlación disminuye ligeramente ( $R = 0.720$ ), aunque también se observa una mejora en el RMSE (0.055). Sin embargo, el sesgo aumenta levemente (Bias =  $-0.032$ ), lo que podría estar asociado a diferencias en las condiciones atmosféricas específicas del horario de observación. Estos resultados sugieren que, si bien existe una buena consistencia general entre ambos sensores, las diferencias en resolución temporal y espacial pueden afectar la comparación directa entre los productos.



**Figura 4.24 Comparación entre productos de AOD obtenidos a partir de MAIAC/MODIS (470 nm) y MAIAC/EPIC (443 nm) (A) Correlación entre valores medios diarios de AOD, considerando únicamente días con una cobertura de datos válidos superior al 60% (B) Correlación restringida a días con cobertura mayor al 60% y además coincidencia horaria entre las observaciones de DSCOVER (EPIC) y TERRA y AQUA (MODIS).**

### 4.5. DETERMINACIÓN DE LA ALTITUD DE AEROSOLES y TIPO DE AEROSOLES

Esta sección presenta los resultados obtenidos a partir del análisis combinado de distintos sensores satelitales (MODIS, EPIC y CALIPSO) para caracterizar la variabilidad espacio-temporal y la altura de las capas de aerosoles durante los incendios ocurridos en la región centro-noreste de Argentina entre los años 2020 y 2021. Se incluye la estimación de la altura de inyección de humo y la altura de la capa de aerosoles, así como la identificación del tipo de aerosol predominante en diferentes periodos del año. El análisis se basa en la integración de productos satelitales con distintas resoluciones espaciales y temporales: MAIAC-MCD19A2 para MODIS, L2\_MAIAC\_02 para EPIC y CAL\_LID\_L2\_VFM\_v4-51 para CALIPSO. Los resultados permiten examinar la variabilidad anual y estacional tanto en términos de altura como de tipo de aerosoles, identificando períodos y regiones con mayor impacto por emisiones de incendios. Este enfoque aporta información clave para comprender los efectos de los aerosoles en la atmósfera regional y su relación con los eventos de fuego previamente caracterizados.

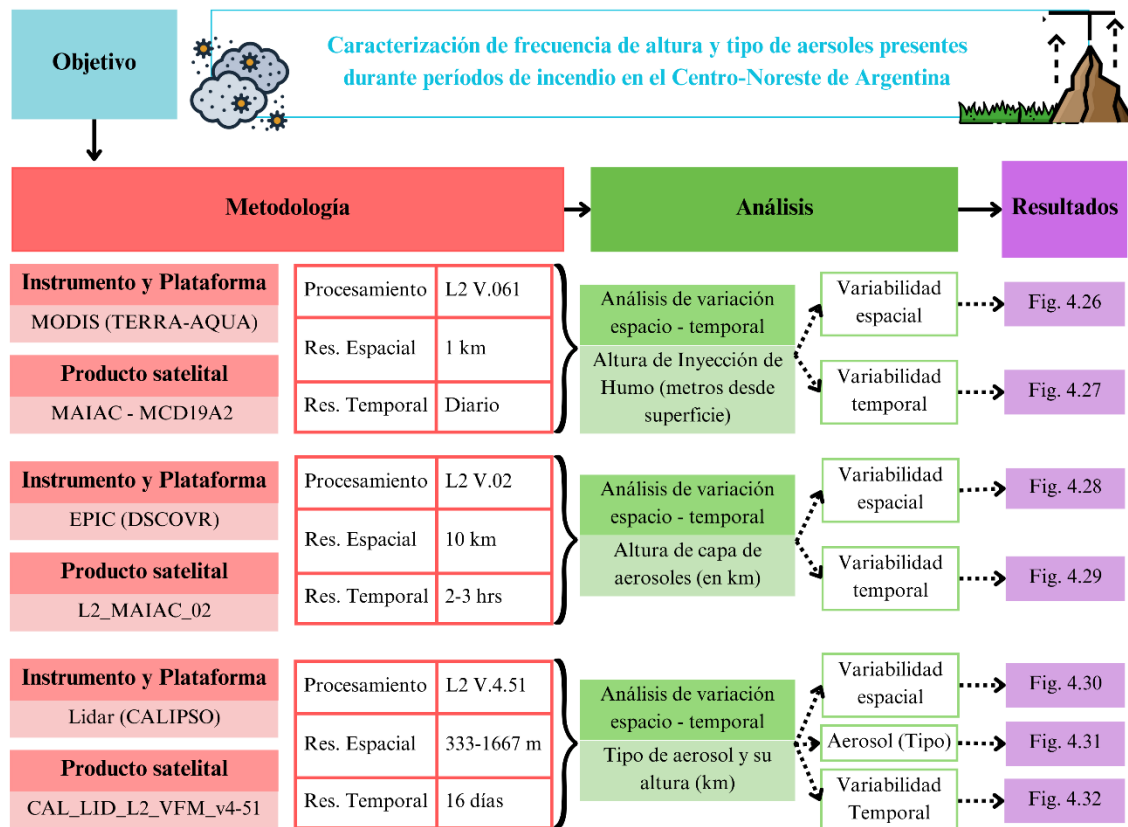


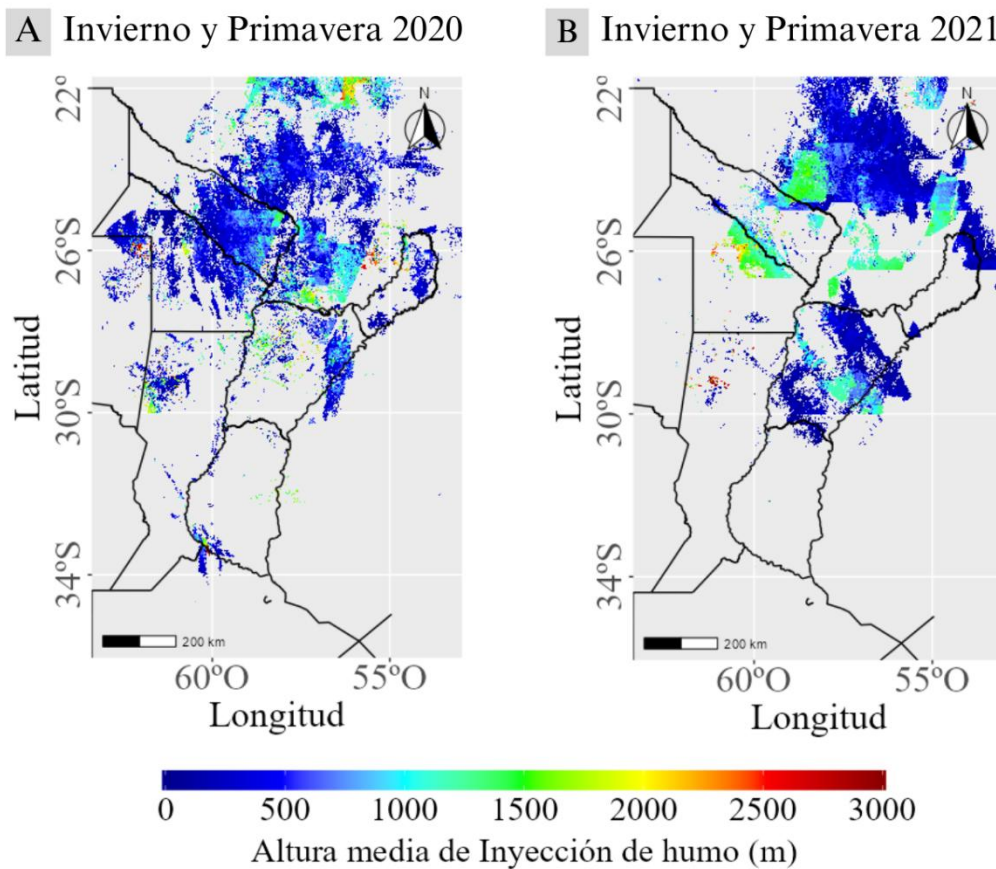
Figura 4.25 Flujograma de análisis espacio-temporal de altura y tipo de aerosoles mediante MODIS, EPIC y CALIPSO.

#### 4.5.1. Variación espacio temporal de altura de inyección de humo (MAIAC-MODIS)

La Figura 4.26 presenta mapas correspondientes a la altura media de inyección de humo (IH, en metros) durante los periodos de invierno y primavera para los años 2020 y 2021 en la región de estudio. En el año 2020 se evidencia una mayor extensión espacial en la detección de valores de inyección de humo por parte del algoritmo MAIAC-MODIS. Esto coincide con lo reportado en la Figura 4.6, donde tanto en invierno como en primavera de 2020 se observa una alta densidad de píxeles de fuego concentrados en las mismas áreas, particularmente entre los 22°S y 30°S. En contraste, en el año 2021, si bien se mantiene la ocurrencia de incendios en regiones similares, se observa una distribución más fragmentada y una menor extensión de las áreas con registros de IH. La densidad de píxeles de fuego reportada por VIIRS/Suomi-NPP también es más reducida en estos sectores, como puede observarse en la Figura 4.6.

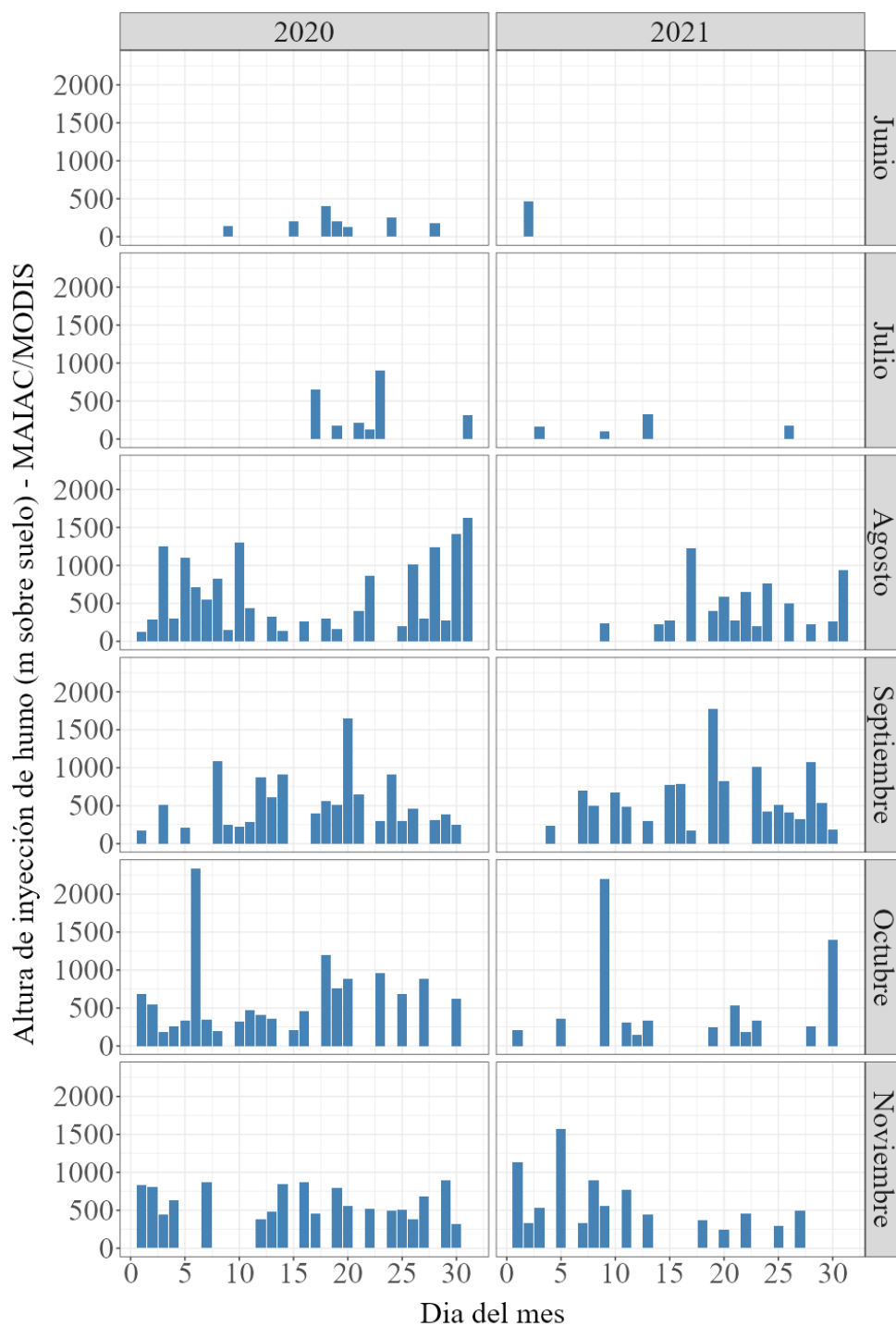
En cuanto a los valores detectados, se destaca una IH media entre 0 y 1,000 metros. Sin embargo, en algunos casos, especialmente durante el año 2021, se identifican alturas medias de inyección de humo que alcanzan valores entre 1,000 y 1,500 metros.

Un estudio global que utilizó datos del sensor MISR mostró que, en comparación con otras regiones del mundo, Sudamérica presentó con mayor frecuencia plumas de humo con IH elevadas (Val Martin et al., 2018). Por otro lado, un análisis específico en la región del Amazonas, basado en observaciones combinadas de MISR y CALIOP durante los meses de junio a noviembre para el período 2005–2012, encontró que cerca del 60% de las detecciones de plumas de humo se asocian con años de sequía (Gonzalez-Alonso et al., 2019). Este estudio también reportó que solo entre el 3% y el 20% de las plumas alcanzan la troposfera libre. De manera consistente con nuestros resultados, los valores medios de altura de inyección de humo observados por MISR se situaron en torno a los 1,100 metros para incendios en pastizales y alrededor de 800 metros para incendios en bosques tropicales.



**Figura 4.26** Distribución espacial de altura media de inyección de humo en metros basada en datos de MAIAC-MODIS para invierno y primavera (a) 2020 y (b) 2021. La altitud media se encuentra representada mediante una escala de colores que va desde el azul oscuro (0 m) hasta el rojo (3000 m).

La Figura 4.27 presenta series temporales de IH (en metros sobre el nivel del suelo) obtenida mediante el algoritmo MAIAC/MODIS, para los meses de junio a noviembre de los años 2020 y 2021. La información se organiza en paneles mensuales, distribuidos en dos columnas: la columna izquierda corresponde al año 2020 y la derecha al año 2021.



**Figura 4.27 Evolución diaria del IH media (en metros sobre el nivel del suelo) detectada para toda el área de estudio con datos de MAIAC/MODIS.**

En general, se observa que durante 2020 se detectaron valores diarios de IH más frecuentes que en 2021. Esto resulta consistente si consideramos que el número de píxeles de fuego detectados por VIIRS durante el invierno y la primavera de 2020 fue casi el doble en comparación con el mismo período de 2021 (Ver Tabla 4.5). A su vez, en el marco

teórico se explicó que las observaciones de altura de inyección de humo reportadas por el algoritmo MAIAC/MODIS dependen de que los valores de AOD a  $0.47 \mu\text{m}$  sean suficientemente altos ( $\geq 0.8$ ). Por este motivo, al analizar los valores de IH junto con los valores de AOD presentados en la Figura 4.23, se observa que los días con mayores valores medios de AOD coinciden con aquellos en los que se registran valores significativos de IH. Esta correlación positiva entre IH y AOD también se encontró en un estudio enfocado en períodos de incendios de Estados Unidos (Cheeseman et al., 2020).

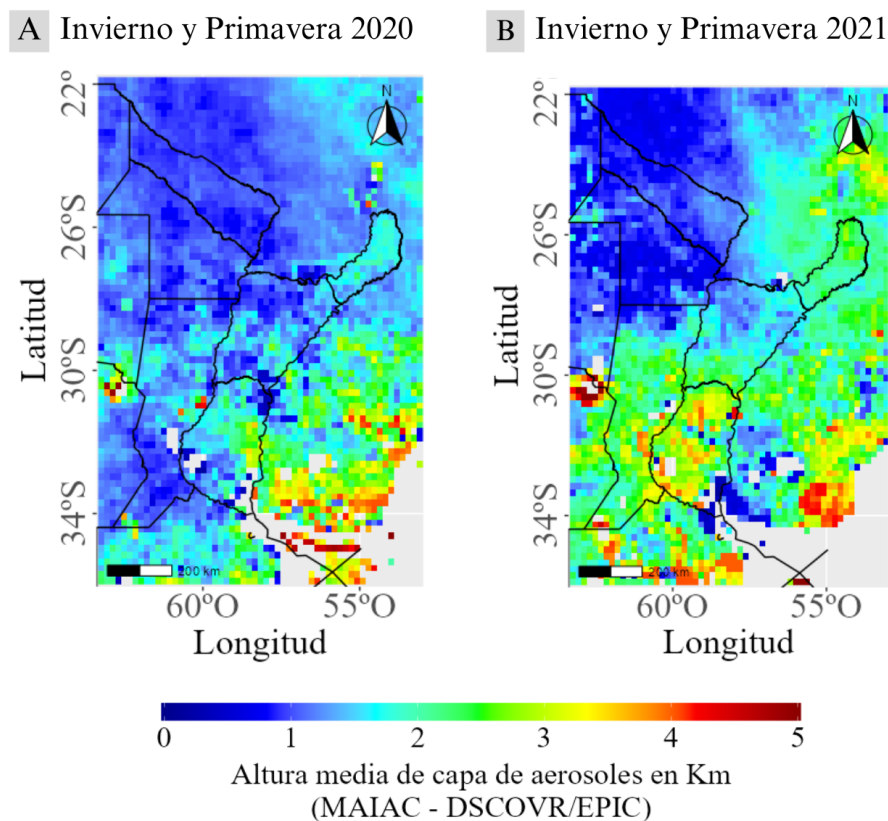
Particularmente en los meses de agosto y septiembre de 2020, se registra una mayor continuidad y frecuencia diaria de IH. Esta observación coincide con lo reportado en un estudio centrado en el Amazonas, que utilizó datos del sensor MISR. Dicho trabajo informó que entre el 40% y el 50% de las detecciones se concentraron en el mes de septiembre, identificado como el pico de la temporada de incendios (Gonzalez-Alonso et al., 2019). A su vez, se observa que en estos meses suelen superarse los 1,000 metros de IH, registrando valores cercanos a 1,500 metros en varios días. Este comportamiento coincide con los meses identificados como pico de la temporada de incendios. En contraste, durante 2021, aunque también se observan días con valores superiores a 1,000 metros (en agosto, septiembre y octubre) la frecuencia de estos eventos es menor y se presentan de manera más dispersa a lo largo de los meses analizados. Esto sugiere que, a pesar de la ocurrencia de incendios en ambos años, las condiciones de 2020 favorecieron una mayor inyección de humo a niveles más altos en la atmósfera.

#### **4.5.2. Variación espacio temporal de altura de capa de aerosoles (MAIAC-EPIC)**

La Figura 4.28 compara la altura media de la capa de aerosoles (en kilómetros) sobre la región de interés durante los periodos de invierno y primavera de los años 2020 y 2021, utilizando datos satelitales derivados del algoritmo MAIAC aplicado a las observaciones del sensor DSCOVER/EPIC.

En ambos mapas se observa una notable heterogeneidad espacial en la distribución vertical de los aerosoles. Para el año 2020 (panel A), predominan valores bajos de altura media ( $\leq 1$  km), representados por tonalidades azul oscuro, especialmente hacia el norte (alrededor de  $22^{\circ}\text{S}$ – $26^{\circ}\text{S}$ ) y en la porción central ( $\sim 30^{\circ}\text{S}$ ). Sin embargo, se identifican áreas localizadas con alturas mayores (2–5 km), destacadas por colores amarillo, naranja y rojo, principalmente al sureste de la región ( $\sim 34^{\circ}\text{S}$ – $55^{\circ}\text{O}$ ).

En contraste, durante 2021 (panel B) se observa una distribución distinta: aunque las zonas del norte permanecen dominadas por alturas bajas (azul), se aprecia un aumento relativo en las alturas medias hacia el sur del dominio ( $\sim 34^\circ\text{S}$ ), así como una mayor extensión espacial de celdas amarillas y anaranjadas, lo que sugiere una elevación más persistente de la capa de aerosoles. Este cambio puede deberse a variaciones interanuales en las fuentes emisoras, condiciones meteorológicas que favorecen la elevación y transporte de aerosoles, o modificaciones en los patrones de circulación atmosférica.



**Figura 4.28** Distribución espacial de altura media de capa de aerosoles (en km) basada en datos de MAIAC-EPIC para invierno y primavera (a) 2020 y (b) 2021. La altitud media se encuentra representada mediante una escala de colores que va desde el azul oscuro (0 km) hasta el rojo (5 km).

Se observa que la IH estimada mediante el algoritmo MAIAC, cuando se aplica a los datos del sensor MODIS, también muestra valores predominantemente bajos (desde nivel de superficie hasta aproximadamente 1 km) al norte de la región de estudio (ver Figura 4.26). Cabe destacar que esta IH se reporta principalmente en las cercanías de focos de incendios, lo que restringe la posibilidad de realizar comparaciones en toda el área de estudio con los resultados obtenidos a partir de MAIAC-EPIC.

Asimismo, como se destacó anteriormente, durante el invierno y primavera de 2020 se identificó el área del delta del río Paraná como una región afectada por incendios (ver Figura 4.6). De manera consistente, en esta zona también se observa la detección de una capa de aerosoles cercana al nivel del suelo, así como un valor de IH igualmente próximo a la superficie.

Thornhill et al. (2018) estudiaron el impacto de los aerosoles provenientes de la quema de biomasa sobre el clima regional en América del Sur, mediante simulaciones de 30 años con una configuración global del modelo atmosférico Met Office Unified Model. En este estudio, reportaron que la capa límite atmosférica se reduce en altura y se estabiliza ante un incremento de aerosoles generados por la quema de biomasa, lo que explica la presencia de capas de aerosoles detectadas a menor altitud. Martins et al. (2018), también reforzó esta explicación en su estudio centralizado en Brasil.

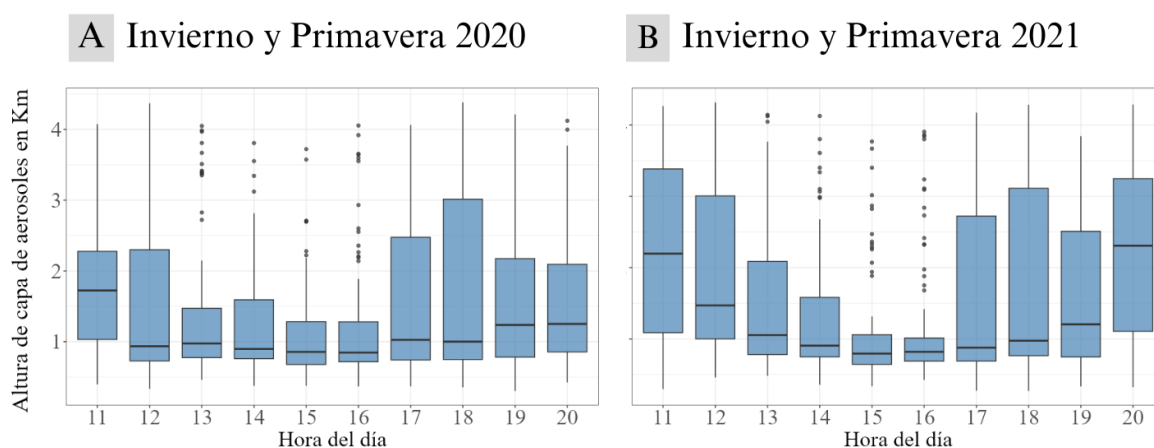
La Figura 4.29 muestra la variabilidad de la altura de la capa de aerosoles (en km) estimada para cada hora del día, durante los periodos de invierno y primavera de 2020 (panel A) y 2021 (panel B). Se presentan diagramas de caja que resumen la distribución de los datos obtenidos mediante el algoritmo MAIAC aplicado a las observaciones del sensor EPIC. Se observa que en 2021 las alturas medianas son consistentemente mayores, alcanzando hasta 2.31 km a las 20 h, frente a 1.25 km en 2020 para la misma hora. Además, en 2021 se registra una mayor dispersión, reflejada en rangos intercuartílicos más amplios, especialmente en las primeras y últimas horas del día.

En ambos años, el patrón diurno muestra valores mínimos de altura durante las horas centrales (14–16 h), con medianas que descienden hasta aproximadamente 0.79–0.85 km. Los valores más altos tienden a concentrarse en las horas de la mañana (11–12 h) y al final de la tarde (17–20 h). Este comportamiento puede estar asociado a la dinámica diurna de la capa límite atmosférica, que se ve afectada por procesos de calentamiento superficial y mezcla vertical. Sin embargo, se destaca que en 2021 las alturas medianas y la dispersión son mayores en comparación con 2020, lo que indica una mayor variabilidad intradiaria o presencia de eventos puntuales de inyección de aerosoles a capas más altas.

Estos resultados complementan el análisis espacial previamente presentado, aportando evidencia sobre la influencia del ciclo diurno en la distribución vertical de aerosoles durante los periodos analizados. Como se destacó en el análisis de AOD por medio del instrumento EPIC, este tipo de análisis horario es posible gracias a la alta frecuencia temporal de este sensor, en contraste con instrumentos como MODIS, que proporcionan solo una o dos

adquisiciones por día. Comparando estos resultados con los de la Figura 4.22, observamos a su vez que en las horas centrales del día se encuentran los valores más altos de AOD.

Actualmente, la caracterización de la altura de la capa de aerosoles (ALH, por sus siglas en inglés) es limitada y, en consecuencia, la variación diurna dicha ALH no está bien documentada (Lu et al., 2021). Esto implica que existe poca bibliografía disponible, particularmente para la región de Sudamérica, que permita correlacionar directamente nuestros resultados con estudios previos. Únicamente se ha publicado un estudio reciente que caracterizó ALH durante eventos de humo sobre Canadá y Estados Unidos en agosto de 2017 (Xu et al., 2019). En este estudio también se reportó una variabilidad intradiaria de ALH. Particularmente, se observó que la ALH aumentó aproximadamente 0.5 km en un intervalo de dos horas (16:00 a 18:00 h).

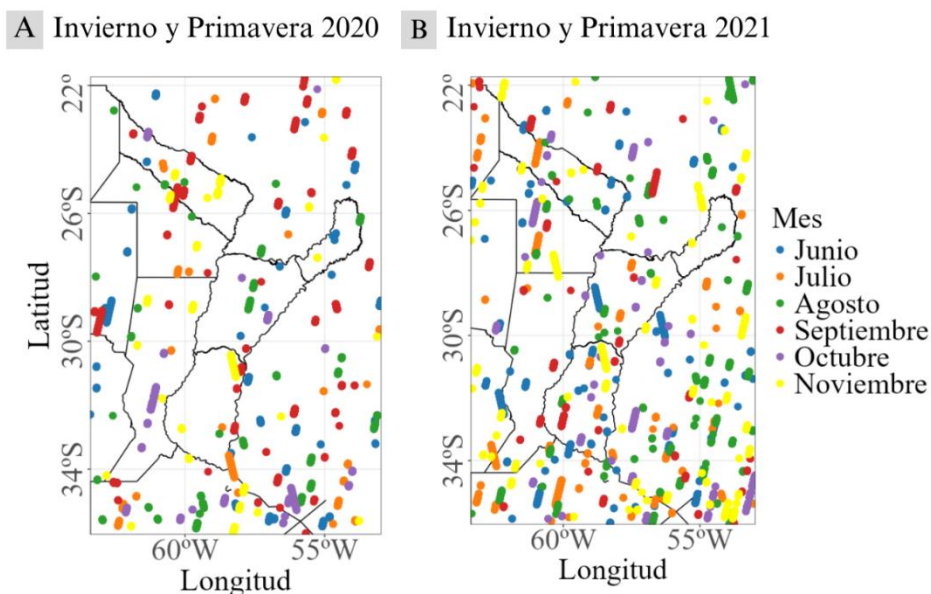


**Figura 4.29** Distribución horaria de la altura media de la capa de aerosoles durante invierno y primavera de 2020 y 2021 para la región de estudio.

#### 4.5.3. Caracterización de altura y tipo de aerosoles con observaciones lidar (CALIPSO)

La Figura 4.30 muestra la distribución geográfica de las observaciones realizadas por el satélite CALIPSO en el centro y norte de Argentina, Paraguay y sur de Brasil durante los meses de invierno y primavera (junio a noviembre) de los años 2020 y 2021. Cada punto de color representa la posición geográfica de las pasadas del satélite correspondientes a un mes específico, codificados según la leyenda. Esta representación permite visualizar las áreas con mayor cantidad de datos satelitales disponibles, esenciales para los análisis de aerosoles llevados a cabo en el presente trabajo.

Si bien se observa una cobertura relativamente homogénea a lo largo de ambos años, existen diferencias en la densidad espacial de las observaciones entre los dos periodos, especialmente en el centro de la región. Dentro del período de estudio, en el año 2020 se registraron datos durante 75 días, mientras que en 2021 se registraron datos durante 120 días. A su vez, el número de observaciones también fue variable: en 2020 se registraron 79,976 observaciones, mientras que en 2021 se registraron 187,543 observaciones.

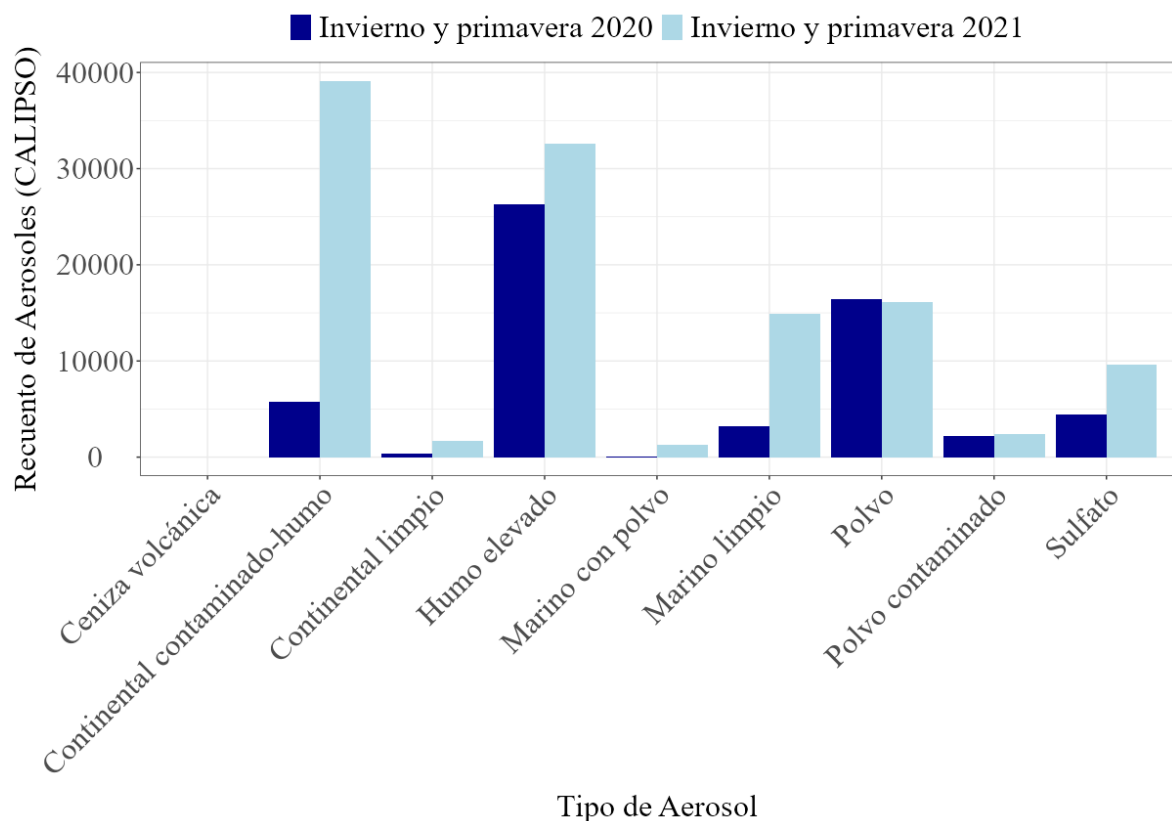


**Figura 4.30** Distribución de pasadas del satélite CALIPSO durante invierno y primavera de 2020 y 2021 para la región de estudio.

La Figura 4.31 muestra el número total de observaciones de diferentes tipos de aerosoles detectados en la región de estudio durante los meses de invierno y primavera de 2020 (barras azul oscuro) y 2021 (barras celestes). En el Capítulo 2 se presenta un diagrama de flujo (Figura 2.4), que esquematiza las decisiones que aplica el algoritmo CALIPSO para la clasificación de aerosoles. El algoritmo considera varios parámetros en su proceso de identificación, pero existen dos variables que están principalmente relacionadas con las propiedades físicas y ópticas de las partículas: la retrodispersión atenuada integrada en el canal de 532 nm, y la relación de depolarización de las partículas. La primera proporciona una estimación de la densidad óptica efectiva de la capa atmosférica. La segunda, mide cuánto cambia la polarización de la luz al interactuar con las partículas, y está directamente vinculado a su forma y estructura. Por ejemplo, las partículas esféricas (como las de humo) presentan valores bajos de depolarización ( $< 0.05$ ), mientras que las irregulares o no esféricas (como el polvo mineral) generan valores altos ( $> 0.2$ ).

Se observa que el tipo de aerosol más frecuente en ambos años fue el “humo elevado” (26,327 observaciones en 2020 y 32,639 en 2021), seguido por el “continental contaminado/humo” que presenta un marcado incremento en 2021 (de 5,711 observaciones en 2020 a 39,124 en 2021). Estudios previos que utilizaron observaciones de CALIPSO, pero en Sudamérica en su totalidad, también encontraron como tipo de aerosol dominante el “Humo” (Adams et al., 2012; Huang et al., 2013). Otros tipos de aerosoles relevantes en nuestra zona de interés fueron “polvo” (16,456 observaciones en 2020 y 16,092 en 2021) y “sulfato” (4,481 observaciones en 2020 frente a 9,603 en 2021). En cambio, las categorías “ceniza volcánica” y “marino con polvo” registraron recuentos muy bajos en ambos años.

Estos resultados reflejan una mayor cantidad total de observaciones de aerosoles en 2021, consistente con el mayor número de días con datos y pasadas satelitales registradas ese año, y aportan información clave para caracterizar las diferencias interanuales en la composición de aerosoles en la región.



**Figura 4.31** Recuento de aerosoles identificados por el satélite CALIPSO durante invierno y primavera de 2020 y 2021.

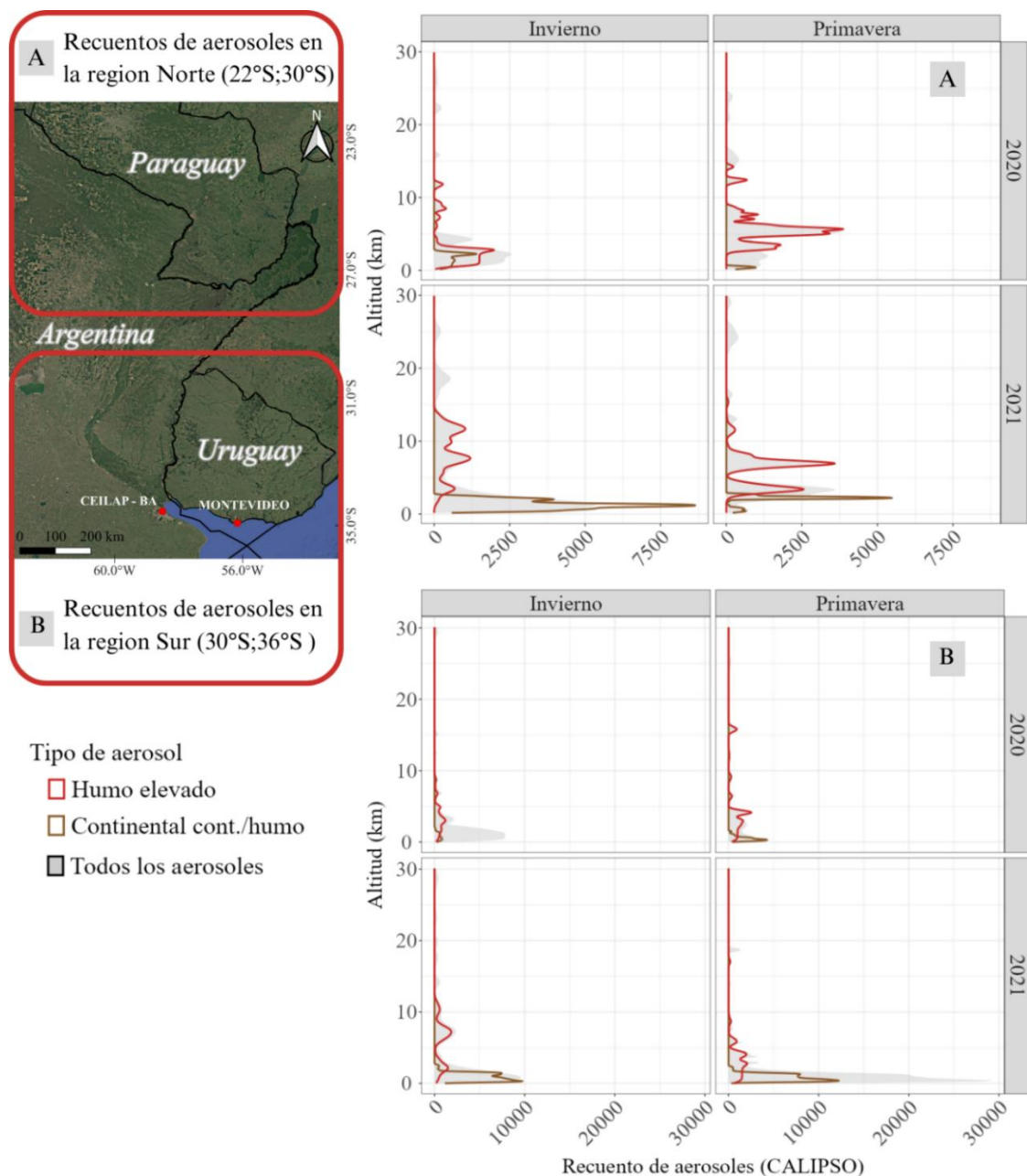
La Figura 4.32 presenta los perfiles de recuento de aerosoles (eje horizontal) en función de la altitud (eje vertical, en km), diferenciados por tipo de aerosol: todos los aerosoles combinados (gris), aerosoles “continental contaminado/humo” (línea marrón) y “humo elevado” (línea roja). Con el objetivo de identificar las diferencias espaciales y temporales en el recuento de aerosoles, la información se subdivide en la región Norte (panel A) y Sur (panel B) del área de estudio. A su vez, los paneles superiores corresponden al año 2020 y los inferiores a 2021; y cada figura está dividida por estación (invierno a la izquierda y primavera a la derecha).

En la versión 4 del producto de CALIOP, utilizado para la generación de estos resultados, se revisaron los criterios de clasificación de aerosoles. En esta actualización, la categoría “humo” pasó a denominarse “humo elevado”, con el objetivo de resaltar que estas capas de aerosoles son identificadas como humo debido a su localización a alturas superiores a los 2.5 km. Por debajo de este umbral (2.5 km), CALIOP presenta una limitación para distinguir las propiedades ópticas descritas previamente entre los aerosoles clasificados como “humo” y “continental contaminado/humo”. Por esta razón, en la versión 4 se decidió combinar ambas clases en una única categoría.

Ambos subtipos (“humo elevado” y “continental contaminado/humo”) utilizan los mismos ratios en el algoritmo de recuperación: 70 sr a 532 nm y 30 sr a 1064 nm. En consecuencia, desde un punto de vista técnico, por debajo de los 2.5 km ambas categorías representan esencialmente el mismo tipo de partícula, diferenciándose únicamente por su altura en la atmósfera. Sin embargo, en la Figura 4.32, se mantuvieron ambas denominaciones con el fin de identificar explícitamente los casos de humo detectados por encima de los 2.5 km.

En el panel A, se muestran los recuentos de aerosoles para la región norte del área de estudio, comprendida aproximadamente entre los 22°S y 30°S. En esta región, se observa que las categorías asociadas al humo, ya sea elevado o mezclado con aerosoles continentales, son las que contribuyen de forma predominante al total de aerosoles en esta zona. Por el contrario, en el panel B se grafican los recuentos de aerosoles para la región sur del área de estudio (entre los 30°S y 36°S). Durante invierno del 2020 y primavera 2021 el recuento total sugiere la presencia de aerosoles adicionales además de los destacados, particularmente en altitudes bajas (cercanas a los 1-2 km). Si bien estas categorías no se representan explícitamente en la figura, un análisis específico de los datos indica que parte de estos aerosoles corresponde a la categoría “marino”, lo cual resulta coherente con la influencia del océano Atlántico sobre la región sur del área de estudio.

Asimismo, esta detección del aerosol clasificado como “marino” se asocia a un evento puntual ocurrido el 16 de octubre de 2021. El análisis específico permitió identificar que el aumento en los recuentos de aerosoles, cercanos a los 30,000 en la región sur durante la primavera de 2021, se debe principalmente a dicho episodio. Fuera de este evento aislado, los recuentos de aerosoles se mantienen, en general, entre 0 y 10,000 detecciones.



**Figura 4.32** Distribución vertical de aerosoles detectados por CALIPSO durante invierno y primavera de 2020 y 2021 para A) el Norte de la región de estudio y B) el Sur de la región de estudio.

En la Figura 4.32, tanto en la región norte como la región sur la categoría “continental contaminado/humo” no solo constituye una de las categorías predominantes del total de aerosoles observados, sino que además se caracteriza por concentrarse en niveles muy próximos a la superficie, entre 0 y 3 km. Mientras que, la categoría de “humo elevado” muestra una mayor presencia relativa en altitudes intermedias (entre 5 y 10 km). Un estudio que utilizó datos de CALIPSO para la caracterización de los tipos de aerosoles al norte de nuestra área de estudio (80°W–40°W, 25°S–5°N), entre 2007 y 2012, encontró que el humo es el tipo de aerosol dominante detectado entre 2 y 8 km durante todas las estaciones. Durante la temporada de mayor quema de biomasa (septiembre, octubre y noviembre), también se identificó como el tipo dominante cerca de la superficie (Huang et al., 2013).

En general, se observa que la mayor detección de aerosoles se encuentra en los niveles bajos de la atmósfera (por debajo de ~5 km), lo cual concuerda con la altura media de la capa de aerosoles reportada por el instrumento EPIC, que mostró valores comprendidos entre 1 y 5 km para la misma región y período de estudio (Figura 4.28). Sin embargo, tomando la región norte del área de estudio como ejemplo, se observa que, mientras EPIC detecta alturas medias de la capa de aerosoles entre 1 y 2 km, CALIPSO registra sus mayores recuentos de aerosoles entre 1 y 5 km. Esta diferencia puede deberse a que, en el rango de 0 a 8 km de altitud, CALIPSO posee una resolución espacial vertical mucho más alta (~0.33 km) en comparación con DSCOVER/EPIC, donde los aerosoles se representan integrados como una única capa homogénea de unos 2 km de espesor.

Por otro lado, CALIPSO realiza pasadas con una frecuencia de entre 8 y 16 días, mientras que EPIC cuenta con una resolución temporal intradiaria (alrededor de 10 observaciones por día). En consecuencia, EPIC podría estar obteniendo un valor medio más representativo al integrar un mayor número de observaciones, mientras que CALIPSO podría reflejar eventos más puntuales o específicos. Esta diferencia en resolución espacial y temporal reafirma la importancia de emplear múltiples plataformas satelitales para lograr una caracterización más completa y precisa de los eventos de aerosoles en la región.

Al comparar la altura frecuente de los recuentos de aerosoles detectados por CALIPSO con las observaciones de IH medio (Figura 4.26), también se observa una diferencia, ya que la mayoría de los valores de IH se detectaron cerca de la superficie, hasta aproximadamente 1 km de altura. En términos espaciales, la mayoría de estos valores se registran en la zona norte del área de estudio. Como se detalla en la sección 2.3.2.6, las identificaciones de IH solo se reportan cuando el sensor MODIS detecta algún foco de

incendio. Dado que la mayor concentración de estos focos se localiza en el norte, resulta coherente que la presencia de este tipo de datos sea más significativa en dicha región.

Esta diferencia entre altura de detección de IH y altura de aerosoles de CALIPSO, se debe a una limitación de los algoritmos de CALIOP, en los que las capas de aerosoles provenientes de la quema de biomasa son consideradas como elevadas. Esto ha sido reportado en estudios previos, que advierten que resulta fundamental determinar correctamente la altitud de la base para poder contabilizar todos los aerosoles presentes en la columna (Kim et al., 2013). Sin embargo, también destacan que esto puede representar un desafío para los sistemas lidar satelitales de observación descendente, especialmente en presencia de capas de humo altamente atenuantes que se encuentran con frecuencia cerca de las regiones fuente de quema de biomasa.

#### 4.6. REFERENCIAS DEL CAPÍTULO

Adams, A. M., Prospero, J. M., & Zhang, C. (2012). CALIPSO-Derived Three-Dimensional Structure of Aerosol over the Atlantic Basin and Adjacent Continents. *Journal of Climate*, 25(19), 6862–6879. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00672.1>

Bowman, D. M. J. S., Balch, J. K., Artaxo, P., Bond, W. J., Carlson, ...Pyne, S. J. (2009). Fire in the Earth System. *Science*, 324(5926), 481–484. <https://doi.org/10.1126/science.1163886>

Castro Videla, F., Barnaba, F., Angelini, F., Cremades, P., & Gobbi, G. P. (2013). The relative role of Amazonian and non-Amazonian fires in building up the aerosol optical depth in South America: A five-year study (2005–2009). *Atmospheric Research*, 122, 298–309. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2012.10.026>

Cheeseman, M., Ford, B., Volckens, J., Lyapustin, A., & Pierce, J. R. (2020). The Relationship Between MAIAC Smoke Plume Heights and Surface PM. *Geophysical Research Letters*, 47(17). <https://doi.org/10.1029/2020GL088949>

Daniels, J., Liang, L., Benedict, K. B., Brahney, J., Rangel, R., Weathers, K. C., & Ponette-González, A. G. (2024). Satellite-based aerosol optical depth estimates over the continental U.S. during the 2020 wildfire season: Roles of smoke and land cover. *Science of The Total Environment*, 921, 171122. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.171122>

Del Valle, H., Sione, W. F., & Aceñolaza, P. G. (2022). Wetland Fire Assessment and Monitoring in the Paraná River Delta, Using Radar and Optical Data for Burnt Area Mapping. *Fire*, 5(6), 190. <https://doi.org/10.3390/fire5060190>

Engel, C. B., Jones, S. D., & Reinke, K. J. (2021). Real-Time Detection of Daytime and Night-Time Fire Hotspots from Geostationary Satellites. *Remote Sensing*, 13(9), 1627. <https://doi.org/10.3390/rs13091627>

Gonzalez-Alonso, L., Val Martin, M., & Kahn, R. A. (2019). Biomass-burning smoke heights over the Amazon observed from space. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(3), 1685–1702. <https://doi.org/10.5194/acp-19-1685-2019>

Huang, L., Jiang, J. H., Tackett, J. L., Su, H., & Fu, R. (2013). Seasonal and diurnal variations of aerosol extinction profile and type distribution from CALIPSO 5-year observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(10), 4572–4596. <https://doi.org/10.1002/jgrd.50407>

- Kim, M., Kim, S., Yoon, S., & Omar, A. H. (2013). Comparison of aerosol optical depth between CALIOP and MODIS-Aqua for CALIOP aerosol subtypes over the ocean. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(23). <https://doi.org/10.1002/2013JD019527>
- Laurent, P., Mouillot, F., Moreno, M. V., Yue, C., & Ciais, P. (2019). Varying relationships between fire radiative power and fire size at a global scale. *Biogeosciences*, 16(2), 275–288. <https://doi.org/10.5194/bg-16-275-2019>
- Levy, R. C., L. A. Remer, R. G. Kleidman, S. Mattoo, C. Ichoku, R. Kahn, and T. F. Eck (2010), Global evaluation of the Collection 5 MODIS dark-target aerosol products over land, *Atmos. Chem. Phys.*, 10(21), 10,399–10,420, <https://doi.org/10.5194/acp-10-10399-2010>.
- Lu, Z., Wang, J., Xu, X., Chen, X., Kondragunta, S., Torres, O., Wilcox, E. M., & Zeng, J. (2021). Hourly Mapping of the Layer Height of Thick Smoke Plumes Over the Western U.S. in 2020 Severe Fire Season. *Frontiers in Remote Sensing*, 2. <https://doi.org/10.3389/frsen.2021.766628>
- Lyapustin, A., Wang, Y., Go, S., Choi, M., Korkin, S., Huang, D., Knyazikhin, Y., Blank, K., & Marshak, A. (2021). Atmospheric Correction of DSCOVR EPIC: Version 2 MAIAC Algorithm. *Frontiers in Remote Sensing*, 2. <https://doi.org/10.3389/frsen.2021.748362>
- Lyapustin, A., Wang, Y., Korkin, S., Huang, D. (2018). MODIS Collection 6 MAIAC algorithm. *Atmos. Meas. Tech.*, 11(10), 5741–5765. <https://doi.org/10.5194/amt-11-5741-2018>
- Martin, S. T., Andreae, M. O., Artaxo, P., Baumgardner, D., Chen, Q., ...Trebs, I. (2010). Sources and properties of Amazonian aerosol particles. *Reviews of Geophysics*, 48(2), RG2002. <https://doi.org/10.1029/2008RG000280>
- Martins, L. D., Hallak, R., Alves, R. C., de Almeida, D. S., Squizzato, R., Moreira, C. A. B., Beal, A., da Silva, I., Rudke, A., & Martins, J. A. (2018). Long-range Transport of Aerosols from Biomass Burning over Southeastern South America and their Implications on Air Quality. *Aerosol and Air Quality Research*, 18(7), 1734–1745. <https://doi.org/10.4209/aaqr.2017.11.0545>
- Martins, V. S., Lyapustin, A., de Carvalho, L. A. S., Barbosa, C. C. F., & Novo, E. M. L. M. (2017). Validation of high-resolution MAIAC aerosol product over South America. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(14), 7537–7559. <https://doi.org/10.1002/2016JD026301>
- Mhawish, A., Banerjee, T., Sorek-Hamer, M., Lyapustin, A., Broday, D. M., & Chatfield, R. (2019). Comparison and evaluation of MODIS Multi-angle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) aerosol product over South Asia. *Remote Sensing of Environment*, 224, 12–28. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.033>

- Mulena, G. C., Asmi, E. M., Ruiz, J. J., Pallotta, J. V., & Jin, Y. (2024). Biomass Burning Aerosol Observations and Transport over Northern and Central Argentina: A Case Study. *Remote Sensing*, 16(10), 1780. <https://doi.org/10.3390/rs16101780>
- Osorio, M., Agesta, A., Bösch, T., Casaballe, N., Richter, A., Alvarado, L. M. A., & Frins, E. (2024). Measurement report: Combined use of MAX-DOAS and AERONET ground-based measurements in Montevideo, Uruguay, for the detection of distant biomass burning. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 24(12), 7447–7465. <https://doi.org/10.5194/acp-24-7447-2024>
- Otero, L. A., Ristori, P. R., Pallotta, J. V., Pawelko, E. E., Ballesteros, P. A., Orte, P. F., Nicora, G., Raponi, M. M., D'Elía, R., Wolfram, E., Salvador, J., Bulnes, D., Martorella, E., Pereyra, A., González, F., Vilar, O., Dworniczak, J. C., & Quel, E. J. (2013). Eruption of Puyehue - cordón caulle: early warning of the phenomenon and measurement of the ashes in Buenos Aires, Argentina, June 2011. *Anales AFA*, 23(1), 148–152. <https://doi.org/10.31527/analesafa.2013.23.1.148>
- Otero, L., Casasola, F., Pereyra, C., Prieto, M., Brusca, S., & Ristori, P. (2020). Australian Aerosol Layers Over Argentine Territory During November 2019. *Anales AFA*, 31(1), 1–6. <https://doi.org/10.31527/analesafa.2020.31.1.1>
- Remer, L. A., et al. (2005), The MODIS aerosol algorithm, products, and validation, *J. Atmos. Sci.*, 62(4), 947–973, doi:10.1175/JAS3385.1.
- Rizzo, L. V., Correia, A. L., Artaxo, P., Procópio, A. S., & Andreae, M. O. (2011). Spectral dependence of aerosol light absorption over the Amazon Basin. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 11(17), 8899–8912. <https://doi.org/10.5194/acp-11-8899-2011>
- Saucedo, G. I., Perucca, R., & Kurtz, D. (2023). Las causas de los incendios de principios del año 2022 en la provincia de Corrientes. *Ecología Austral*, 33(1), 273–284. <https://doi.org/10.25260/EA.23.33.1.0.2020>
- Smichowski, H., & Contreras, F. I. (2024). Application of Google Earth Engine in the preliminary analysis of fire severity in the Iberá National Park and Reserve, Argentina. *Revista U.D.C.A Actualidad & Divulgación Científica*, 27(1). <https://doi.org/10.31910/rudca.v27.n1.2024.2464>
- Superczynski, S. D., Kondragunta, S., & Lyapustin, A. I. (2017). Evaluation of the multi-angle implementation of atmospheric correction (MAIAC) aerosol algorithm through intercomparison with VIIRS aerosol products and AERONET. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(5), 3005–3022. <https://doi.org/10.1002/2016JD025720>

Thornhill, G. D., Ryder, C. L., Highwood, E. J., Shaffrey, L. C., & Johnson, B. T. (2018). The effect of South American biomass burning aerosol emissions on the regional climate. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 18(8), 5321–5342. <https://doi.org/10.5194/acp-18-5321-2018>

Ulke, A. G. (2019). Influence of Regional Transport Mechanisms on the Fingerprint of Biomass-Burning Aerosols in Buenos Aires. *Advances in Meteorology*, 2019, 1–13. <https://doi.org/10.1155/2019/6792161>

Ulke, G. A., Maria, K., & de Freitas, S. R. (2011). Biomass Burning in South America: Transport Patterns and Impacts. In *Biomass - Detection, Production and Usage*. InTech. <https://doi.org/10.5772/19264>

Val Martin, M., Kahn, R. A., & Tosca, M. G. (2018). A Global Analysis of Wildfire Smoke Injection Heights Derived from Space-Based Multi-Angle Imaging. *Remote Sensing*, 10(10), 1609. <https://doi.org/10.3390/rs10101609>

Valle Seijo, M. F., Micheletti, M. I., Otero, L. A., & Piacentini, R. D. (2024). Atmospheric pollutants in Rosario, Argentina analysed through remote sensing: Wildfires and COVID-19 lockdown effects. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 36, 101326. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101326>

Valle Seijo, M. F., Otero, L. A., & Piacentini, R. D. (2024). Spatio-Temporal Analysis of Fire Events Over the Past 10 Years in the Central-East Region of Argentina and Surrounding Areas. *2024 IEEE Biennial Congress of Argentina (ARGENCON)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/ARGENCON62399.2024.10735824>

Van der Werf, G. R., Randerson, J. T., Giglio, L., Gobron, N., & Dolman, A. J. (2008). Climate controls on the variability of fires in the tropics and subtropics. *Global Biogeochemical Cycles*, 22(3). <https://doi.org/10.1029/2007GB003122>

Wooster, M. J., Roberts, G., Perry, G. L. W., & Kaufman, Y. J. (2005). Retrieval of biomass combustion rates and totals from fire radiative power observations: FRP derivation and calibration relationships between biomass consumption and fire radiative energy release. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 110(D24). <https://doi.org/10.1029/2005JD006318>

Xu, X., Wang, J., Wang, Y., Zeng, J., Torres, O., Reid, J. S., Miller, S. D., Martins, J. V., & Remer, L. A. (2019). Detecting layer height of smoke aerosols over vegetated land and water surfaces via oxygen absorption bands: hourly results from EPIC/DSCOVER in deep space. *Atmospheric Measurement Techniques*, 12(6), 3269–3288. <https://doi.org/10.5194/amt-12-3269-2019>

Yang, X., Zhao, C., Zhao, W., Fan, H., & Yang, Y. (2023). Characterization of global fire activity and its spatiotemporal patterns for different land cover types from 2001 to 2020. *Environmental Research*, 227, 115746. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2023.115746>

Zhang, Z., Wu, W., Fan, M., Wei, J., Tan, Y., & Wang, Q. (2019). Evaluation of MAIAC aerosol retrievals over China. *Atmospheric Environment*, 202, 8–16. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2019.01.013>

# Capítulo 5

---

*Conclusiones y perspectivas futuras*

### 5.1. RESUMEN Y ALCANCE DEL TRABAJO

Se realizó una caracterización espacio-temporal de los incendios ocurridos entre 2013 y 2022 en la región centro-noreste de Argentina y áreas circundantes de países vecinos (Uruguay, Brasil, Paraguay). Este análisis permitió identificar los períodos y regiones críticas de incendios, que correspondieron principalmente al invierno y primavera de los años 2020 y 2021. Posteriormente, se llevó a cabo una caracterización de los aerosoles atmosféricos, priorizando tanto la resolución espacial (empleando datos derivados de sensores satelitales MAIAC-MODIS) como la temporal (mediante MAIAC-EPIC). Para validar las observaciones satelitales, se utilizaron mediciones in situ de la red AERONET. Finalmente, con el objetivo de caracterizar la altitud y el tipo de aerosoles presentes durante estos períodos críticos, se recurrió a los datos del instrumento CALIOP del satélite CALIPSO. Este análisis se complementó con otras variables, como la inyección de humo (MAIAC-MODIS) y la detección de capas de aerosoles mediante el sensor EPIC/DSCOV.

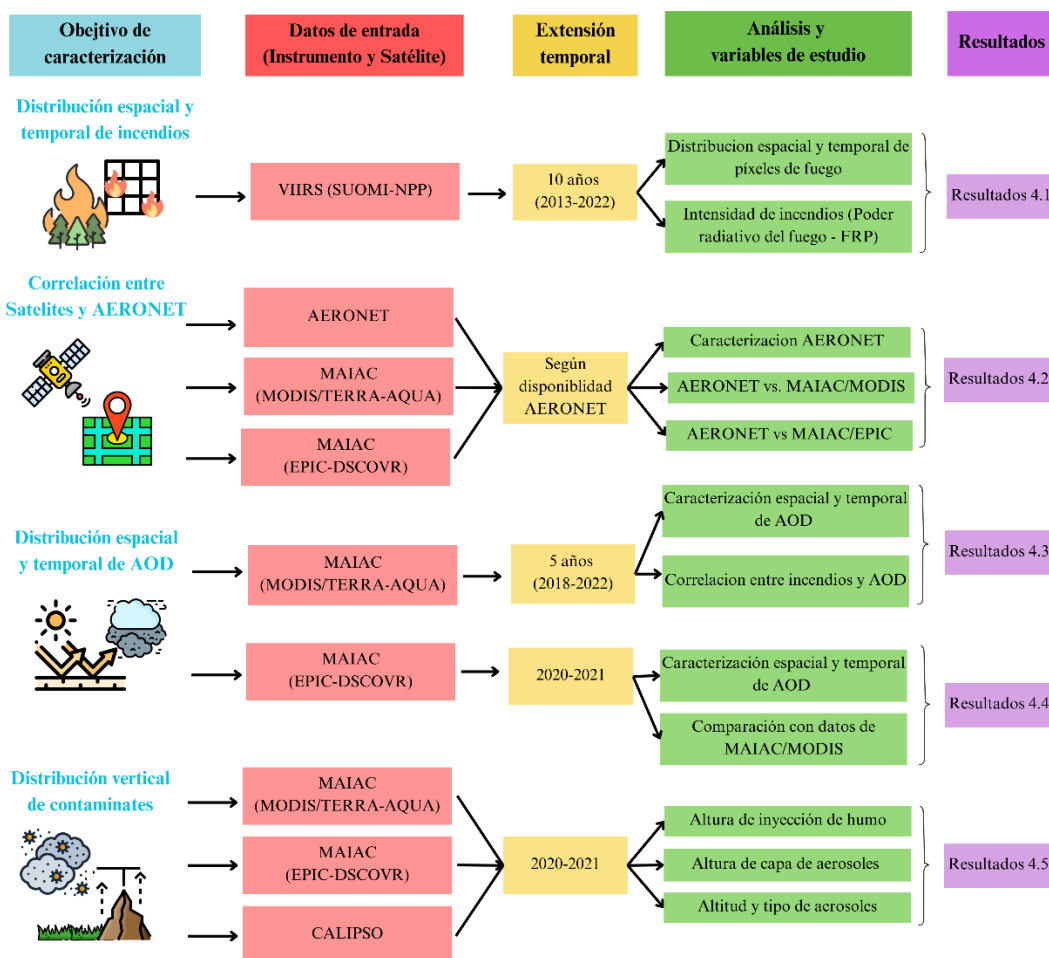


Figura 5.1 Resumen de caracterización y análisis de incendios y contaminantes atmosféricos.

## 5.2. CONCLUSIONES

En el análisis de diez años de incendios en la región centro-noreste de Argentina y áreas circundantes, se evaluó el recuento de píxeles de fuego y los valores de FRP, anualmente y por estación. Durante 2020 se registró un valor anómalo significativo de píxeles de fuego, aumentando un 113% en comparación con el valor medio observado durante todo el período de estudio. Del análisis estacional surgió que el invierno presentó el mayor recuento de incendios, atribuible a la disminución de la humedad y a las menores precipitaciones propias de esta estación. Asimismo, el evento de La Niña, que se mantuvo durante tres años consecutivos en el período analizado (2020-2022), probablemente exacerbó estas condiciones, contribuyendo a patrones climáticos aún más secos.

Los mapas de densidad indicaron que generalmente durante el invierno se presentaron las áreas más grandes afectadas por incendios, siendo la región noreste del área de estudio la que experimentó la mayor frecuencia de píxeles de incendios. De este análisis también se derivó que el año 2020, comparativamente con otros años, registró la mayor porción de área afectada por incendios, particularmente en otoño, invierno y primavera. Es por esto que, en zonas críticas como el Delta del Paraná, los Esteros del Iberá y otras áreas naturales protegidas, se recomienda implementar un sistema de monitoreo satelital continuo de incendios, con el fin de anticipar su posible escalamiento y evitar que demanden esfuerzos significativamente mayores, tanto en recursos humanos como económicos, para su control y supresión.

Respecto a la caracterización de aerosoles mediante el algoritmo MAIAC aplicado a las observaciones de MODIS/TERRA-AQUA, el estudio se centró en la variable AOD y el período 2018-2022, con el objetivo de contrastar los años registrados como anómalos en torno a incendios con los que no registraron contribuciones significativas. De esta forma, nuevamente el año 2020 se identificó como un año atípico, registrando la mediana de AOD más alta (0.16). Del análisis estacional surgió que los niveles más altos de AOD se observaron en primavera e invierno, siendo especialmente notable la primavera de 2020, que registró una mediana de AOD de 0.205. Esto se corresponde con la temporada de incendios del hemisferio sur y subrayan el papel de factores meteorológicos, como la corriente en chorro de niveles bajos de Sudamérica (South American Low-Level Jet), en el transporte de humo. Adicionalmente, al contrastar el análisis de incendios con el de AOD, el análisis de correlación de Pearson mostró una correlación positiva y estadísticamente significativa entre el recuento mensual de píxeles de fuego y el valor medio mensual de

AOD ( $R = 0.76$ ; IC 95% = [0.63, 0.85];  $p < 0.001$ ). Estos resultados resaltan la necesidad de establecer, a escala nacional en Argentina, un Índice de Calidad del Aire (AQI, por sus siglas en inglés) que informe a la población de manera clara y accesible sobre los riesgos de exposición, particularmente durante los períodos de mayor incidencia de incendios.

Por primera vez para la región de estudio en su totalidad, se presentó una caracterización intradiaria de AOD. Utilizando datos de MAIAC-EPIC, se observó que la mayor densidad de observaciones del instrumento se concentra entre las 11:00 y las 18:00. Al contrastar esto con las detecciones de incendios, se observó que el mayor número de píxeles de fuego también se concentra en horario diurno. El análisis horario reveló que las medianas de AOD alcanzaron sus valores máximos entre el mediodía y las primeras horas de la tarde (alrededor de 0.2). A su vez, al comparar los valores de AOD reportados por MAIAC/MODIS con los de MAIAC/EPIC, se observó una buena correlación entre ambos instrumentos ( $R = 0.72$ , RMSE = 0.06). A medida que continúen los avances tecnológicos en teledetección aplicados al monitoreo de la calidad del aire, podría consolidarse el uso de este tipo de instrumental como una metodología complementaria de vigilancia atmosférica, coexistiendo con las mediciones puntuales en superficie. Esto permitiría optimizar costos operativos asociados al manejo del instrumental terrestre y, al mismo tiempo, obtener información en regiones de difícil acceso.

Con el objetivo de validar las observaciones satelitales, se analizaron los valores de AOD reportados por las estaciones de AERONET presentes en el área de estudio y con datos válidos para el período identificado como anómalo. En 2020, la estación CEILAP registró la mediana más alta del período (0.13) y presentó también el valor máximo más elevado (1.68). A su vez, los valores de AOD superiores a 0.5, fueron más frecuentes en CEILAP que en Montevideo, particularmente durante el invierno. Esto sugiere que gran Buenos Aires se vio más afectado que Montevideo por estos episodios de incendios. Para complementar esta observación, se analizó el AE, observándose en Buenos Aires valores frecuentemente superiores a 1.0, lo cual indica el predominio de aerosoles de modo fino.

Al analizar las correlaciones entre las observaciones de AERONET y los datos de MAIAC/MODIS, los valores de AOD mostraron una fuerte correlación en Buenos Aires y Montevideo (con coeficientes de correlación  $R$  superiores a 0.7). Al restringir el análisis a los períodos de invierno y primavera, estas correlaciones superaron incluso los valores anuales, lo cual resultó especialmente relevante para la caracterización del período considerado como anómalo. Se encontró que las correlaciones tienden a mejorar cuando

se observan valores más altos de AOD, resaltando así la influencia de la quema de biomasa en la mejora del alineamiento entre las observaciones satelitales y de superficie. Cabe destacar que obtener valores de correlación tan altos en sitios urbanos es poco habitual, ya que los algoritmos satelitales suelen presentar limitaciones en estas zonas. Por ello, estos resultados revelan aún más la relevancia y magnitud de los eventos analizados. Por otro lado, al comparar las observaciones de AERONET y MAIAC/EPIC, la correlación obtenida para Buenos Aires ( $R = 0.381$ ) y Montevideo ( $R = 0.343$ ) resultaron similares a las reportadas en estudios globales ( $\sim 0.40$ ). La baja correlación se atribuyó a que las estaciones de AERONET se encuentran ubicadas en zonas costeras, donde se advierte que el algoritmo no generaba datos con alta confiabilidad, por lo cual se sugiere utilizarlos con cautela y a modo de complemento de otras observaciones.

En cuanto a la estimación de la altura de aerosoles, en el año 2020 se evidenció una mayor extensión espacial en la detección de valores de IH por parte del algoritmo MAIAC-MODIS. Se reportó una IH media entre 0 y 1,000 metros, consistente con resultados observados en otros estudios de incendios en la región de Sudamérica.

Por su parte, el análisis de la altura de la capa de aerosoles proporcionada por EPIC-DSCOVER permitió examinar la distribución espacial de esta capa. Al igual que con los valores de IH, se observó una altura media de la capa de aerosoles entre 0 y 1 km en el norte de la región de estudio. Asimismo, se logró caracterizar la altura de la capa de aerosoles hacia el sur, donde se encuentran ubicados los sitios AERONET, reportándose que la altura media en esta zona se elevó entre 1 y 2 km. Adicionalmente, al analizar la distribución horaria de la altura de esta capa de aerosoles, se encontró una variabilidad intradiaria de la mediana que oscila aproximadamente entre 0.75 y 2.5 km, un comportamiento que hasta ahora no había sido reportado en la región. De forma distintiva, el patrón diurno mostró valores mínimos de altura durante las horas centrales del día (14–16 h), con medianas que descienden hasta aproximadamente 0.79–0.85 km, coincidiendo con el horario de mayor registro de incendios.

Por último, al analizar los datos provenientes del instrumento lidar (CALIOP/CALIPSO) se reportó que el tipo de aerosol más frecuente en ambos tanto en 2020 como en 2021 fue el humo elevado, seguido de la categoría continental contaminado-humo, consistente con lo reportado en otros análisis de períodos de incendios en Sudamérica. A su vez en el análisis de altitud, se reportó que estas categorías de aerosoles se localizaron más frecuentemente

entre una altura de 0 a 3 km aproximadamente, consistente con la altura de capa de aerosoles reportada por EPIC.

Los resultados de caracterización en altura evidencian que estos aerosoles tienden a concentrarse en capas cercanas a la superficie, lo que implica una exposición frecuente de la población a este tipo de contaminantes. Cabe subrayar que, si bien el Artículo 41 de la Constitución Nacional (1994) reconoce el derecho de todos los habitantes a gozar de un ambiente sano y garantiza la obligación del Estado de protegerlo y proveer información ambiental, Argentina aún carece de una normativa nacional que establezca límites máximos permisibles para los contaminantes criterio. Las disposiciones vigentes se limitan a valores guía (Por ejemplo, el Decreto Nacional 831/93) y, en varios casos, omiten al material particulado fino (PM<sub>2.5</sub>), reconocido a nivel internacional como un factor de riesgo significativo para la salud pública. Más aún, en 2021, la OMS actualizó sus directrices y redujo el valor límite recomendado para PM<sub>2.5</sub> de 10 µg/m<sup>3</sup> a 5 µg/m<sup>3</sup>, con el objetivo de garantizar una mayor protección a la salud de la población. En este contexto, se espera que la presente caracterización de contaminantes atmosféricos sirva como referencia y contribuya a impulsar la elaboración de normativas nacionales alineadas con los avances científicos más recientes, tanto en el país como en la región.

A modo de síntesis, se destacan los hallazgos más relevantes de esta investigación:

- Intensificación y prolongación de incendios durante el evento 'La Niña' (2020–2022), identificados a partir de un análisis decenal de actividad ígnea en la región centro-este de Sudamérica, con implicancias para el desarrollo de estrategias de prevención y mitigación de incendios bajo condiciones climáticas extremas.
- Primera caracterización intradiaria de AOD para toda la región, aportando una visión inédita sobre la variabilidad temporal a escalas cortas y destacando las limitaciones satelitales encontradas.
- Evidencia de correlaciones inusualmente altas, durante períodos de incendios, entre mediciones satelitales y la red AERONET en zonas urbanas, lo que refuerza la validez del uso combinado de ambas fuentes para estudios de calidad del aire y el transporte de larga distancia de contaminantes atmosféricos.
- Registro sistemático de la exposición frecuente de la población a aerosoles en capas bajas, con relevancia directa para la salud pública y el diseño de políticas de mitigación.

### 5.3. IMPLICANCIAS EN LA CALIDAD DEL AIRE

Los hallazgos resumidos anteriormente evidencian implicancias directas en la calidad del aire regional, particularmente en relación con la ocurrencia de incendios y su vínculo con la carga atmosférica de aerosoles. Entre ellas se destacan:

- Las altas correlaciones entre los focos de incendios y la AOD, particularmente durante 2020 donde se registró una sequía extrema, ponen de manifiesto que determinadas condiciones meteorológicas y patrones de circulación atmosférica pueden agravar la degradación de la calidad del aire.
- Los elevados recuentos de focos de incendios y los altos valores de AOD, especialmente en la región norte del área de estudio, indican un impacto directo sobre la calidad del aire en zonas principalmente rurales, donde el riesgo de exposición a contaminantes resulta mayor.
- Se observa una alta correlación entre los productos MAIAC y AERONET ubicados en centros urbanos de Montevideo y Buenos Aires, lo que sugiere que los entornos urbanos también se ven afectados, aunque de forma más episódica, por niveles elevados de contaminantes atmosféricos derivados de incendios.
- Se identifican horarios del día con valores elevados de AOD (entre el mediodía y la tarde), lo que señala franjas horarias de mayor exposición a valores elevados de contaminantes atmosféricos.
- El análisis de variables complementarias, como la altura de inyección del humo y de la capa de aerosoles, resulta fundamental, dado que la AOD por sí sola brinda un valor integrado de la columna atmosférica. Los resultados muestran que los aerosoles se inyectan o permanecen mayormente entre 0 y 3 km de altura, lo que subraya el riesgo de una exposición significativa de la población.

### 5.4. PROPUESTA DE SISTEMA DE ALERTA Y GESTIÓN PREVENTIVA




Teniendo en cuenta los hallazgos destacados y sus implicancias en la calidad del aire se propone el desarrollo de un “Sistema de Alerta por Humo” orientado a la gestión preventiva de la exposición poblacional a contaminantes atmosféricos y la reducción del impacto de incendios sobre centros urbanos y rurales.

El sistema idealmente debería incluir información satelital y meteorológica de libre acceso. Las variables por monitorear deberían ser:

- AOD como indicador de incrementos de aerosoles en la atmósfera,
- Focos de calor detectados,
- Dirección e intensidad del viento, y
- Ubicación de centros urbanos o áreas sensibles (escuelas, hospitales, etc.).

El criterio de activación propuesto se basa en la combinación de AOD (470 nm)  $\geq 0.50$  y presencia de focos activos dentro de un radio de 100 km, con trayectoria del viento dirigida hacia zonas pobladas. Si se pretende utilizar este umbral en otras zonas, debería calibrarse regionalmente según climatología local, tipo de vegetación y estacionalidad de incendios.

Se sugiere implementar un sistema de umbralización gradual, siguiendo una escala de colores similar a la utilizada en otros sistemas de alerta ambiental:

-  Nivel Amarillo: AOD entre 0.5 y 1, presencia de focos cercanos. *Vigilancia preventiva, comunicación a autoridades locales.*
-  Nivel Naranja: AOD entre 1 y 1.5, viento hacia zonas habitadas. *Recomendaciones de reducción de exposición (personas vulnerables, suspensión de actividades al aire libre).*
-  Nivel Rojo: AOD  $> 1.5$  y focos intensos persistentes. *Emisión de alertas sanitarias y ambientales coordinadas.*

El sistema podría articularse institucionalmente con organismos nacionales y provinciales. Por ejemplo, aprovechando la infraestructura ya disponible de observación satelital y pronóstico meteorológico, la CONAE, podría proporcionar la automatización de detección de AOD y focos activos. El SMN podría aportar la modelización de dispersión de plumas y pronóstico de viento.

Finalmente, el sistema debería incluir un componente de comunicación pública, con mensajes simples y visuales (por ejemplo, mapas y alertas por redes sociales o aplicaciones móviles), acompañados de recomendaciones de protección de la salud, especialmente orientadas a grupos vulnerables (niños, personas mayores y con enfermedades respiratorias).

## 5.5. PERSPECTIVAS A FUTURO

Aunque esta tesis ha abordado varios aspectos clave relacionados con la contaminación atmosférica derivada de la quema de biomasa mediante técnicas de teledetección, persisten numerosos aspectos que continuaremos explorando y que podrían enriquecer aún más este campo de estudio.

Por un lado, resultaría de interés complementar el análisis con el estudio de contaminantes gaseosos monitoreados también mediante teledetección. Tal como se describió en el marco teórico, los incendios no solo emiten aerosoles, sino también gases como  $\text{CO}_2$ ,  $\text{CO}$ ,  $\text{NO}_x$  y  $\text{COVs}$ . La integración de múltiples trazadores permitiría caracterizar estos eventos de manera más precisa. Sin embargo, una limitación importante para incluir estas variables radica en que el área de estudio seleccionada en esta tesis cuenta con escasos datos en superficie para dichos contaminantes, lo que dificulta la validación de las observaciones satelitales. A su vez, los datos disponibles son escasos a lo largo de series temporales, limitando caracterizaciones que buscan abarcar períodos largos de tiempo.

Por otro lado, se espera que el desarrollo de nuevas tecnologías satelitales favorezca el uso de satélites en órbita geostacionaria para la caracterización de contaminantes atmosféricos. Esto se debe a que las concentraciones de contaminantes presentan fluctuaciones intradiarias que, como se evidenció en esta tesis, los satélites de órbita polar (como MODIS) no logran capturar de forma adecuada. Un ejemplo de avance en esta línea es la misión TEMPO (lanzada en 2023), la primera misión de la NASA que utiliza un espectrómetro para obtener datos horarios y continuos sobre calidad del aire. No obstante, una limitación actual de esta misión es que sus datos solo están disponibles para el hemisferio norte, lo que impide por el momento su aplicación en el hemisferio sur.

Respecto a la caracterización de la altitud de los aerosoles, nuevas misiones como EarthCARE (ESA-JAXA), lanzada en 2024, ofrecerán oportunidades para estudiar incendios y otros eventos de interés en el futuro. Asimismo, una línea de investigación futura interesante sería evaluar el comportamiento de los datos lidares en órbita en comparación con los datos de monitoreo in situ, como los proporcionados por la red AERONET. Este análisis no se incluyó en la presente tesis, ya que el período seleccionado presentó como limitante el escaso número de coincidencias (*matchups*) entre ambos sistemas de observación. Para que esta comparación sea estadísticamente representativa, sería necesario contar con un mayor número de observaciones coincidentes entre ambas fuentes.

A su vez, metodologías desarrolladas recientemente combinan la Potencia Radiativa del Fuego (FRP) con mapas de área quemada con el fin de estimar tanto la Energía Radiativa Total liberada durante un evento (FRE) como la biomasa efectivamente consumida. Estas metodologías requieren disponer de series temporales continuas de FRP y de productos satelitales de área quemada con resolución espacial y temporal adecuada. A partir de la integración temporal de la FRP sobre el área afectada por el fuego es posible calcular el FRE. Al combinar FRP, FRE y área quemada, se pueden obtener estimaciones de las emisiones generadas por los incendios. No obstante, la implementación de estos enfoques demanda la adopción de algoritmos específicos, la corrección de incertidumbres asociadas a la detección satelital y la validación mediante datos en superficie.

Por último, resultaría de interés explorar la posibilidad de predecir concentraciones de material particulado utilizando AOD como variable predictora. Esto permitiría realizar un seguimiento de una variable más comúnmente monitoreada a nivel de superficie y regulada mediante valores máximos permisibles en normativas tanto nacionales como internacionales. Sin embargo, para el área de estudio analizada en esta tesis, sería necesario incrementar la cantidad de observaciones en superficie y garantizar una distribución espacial más homogénea. Asimismo, sería fundamental incorporar variables adicionales, como la altura de la capa límite planetaria y la humedad relativa en superficie, que influyen directamente en la distribución y el tamaño de las partículas en suspensión. Dado que ambas variables presentan variaciones diurnas significativas, la incorporación de información proveniente de satélites geoestacionarios permitiría disponer de observaciones intradiarias y mejorar la coherencia temporal de las predicciones.

# Capítulo 6

---

*Anexo*

### 6.1. ESTUDIO DE CASOS: EVIDENCIA DE CONTAMINACIÓN ATMOSFÉRICA POR INCENDIOS TRANSPORTADA HACIA BUENOS AIRES

En la Figura 6.1 se presentan las imágenes satelitales del sensor VIIRS a bordo del satélite Suomi-NPP, junto con las detecciones de focos de incendio (puntos rojos) para el 3 de agosto de 2020 y 4 de agosto de 2020. Se toma como primer caso de estudio para la ciudad de Buenos Aires (demarcada en violeta en la Figura 6.1) este período, ya que durante estos días se registraron altos niveles de actividad de incendios y se cuenta con una amplia disponibilidad de datos del instrumento AERONET. Las imágenes presentadas destacan visualmente la presencia de humo sobre la ciudad, proveniente de quemas ocurridas en la región norte del área de estudio. Asimismo, la cobertura nubosa sobre la región durante estos días fue leve.

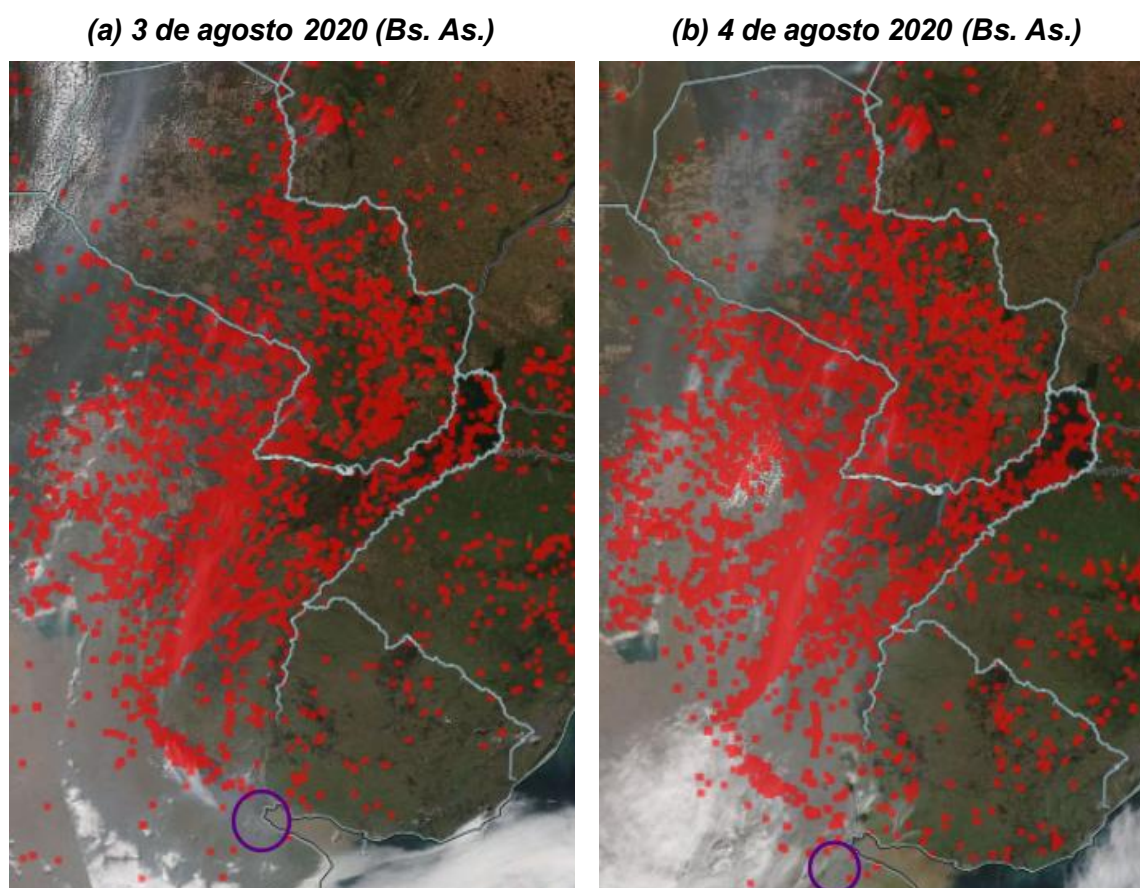
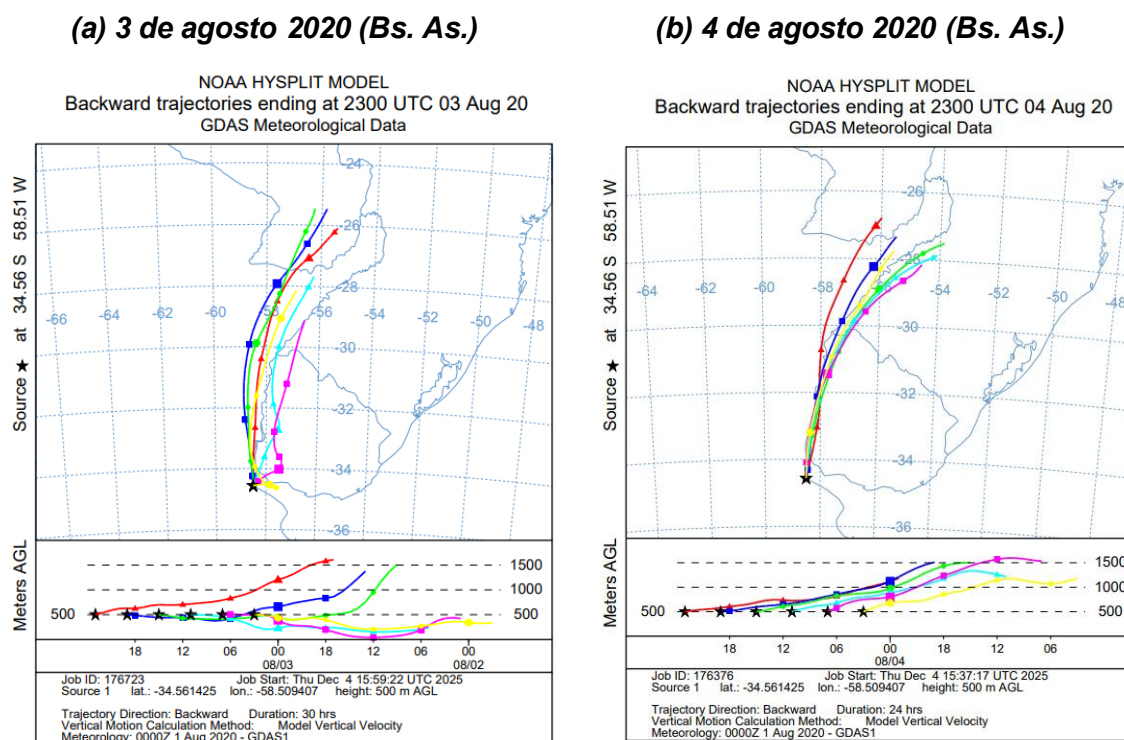


Figura 6.1 Imágenes satelitales del sensor VIIRS a bordo del satélite Suomi-NPP, junto con las detecciones de focos de incendio (puntos rojos) para (a) el 3 de agosto de 2020 y (b) el 4 de agosto de 2020. Demarcado en violeta se destaca la ciudad de Buenos Aires (Bs. As.).

A modo de complemento del análisis, se incluye la Figura 6.2 en la cual se evidencia el arribo de masas de aire desde el norte del área de estudio hacia la ciudad de Buenos Aires durante los días analizados. El modelado de las retrotrayectorias se realizó para cada día, considerando una extensión temporal de entre 24 y 30 horas, y generando nuevas trayectorias cada 4 horas.



**Figura 6.2 Retrotrayectorias de HYSPLIT arribando a la ciudad de Buenos Aires para (a) el 3 de agosto de 2020 y (b) el 4 de agosto de 2020**

La Figura 6.3 presenta la evolución horaria del espesor óptico de aerosoles (AOD) y del algoritmo de deconvolución espectral (SDA), medidos por el instrumento AERONET en la ciudad de Buenos Aires durante los días 3 y 4 de agosto de 2020. Este último permite diferenciar aerosoles de modo fino y modo grueso. Durante ambos períodos se observa un incremento en los valores de AOD, registrándose valores cercanos a 0.6 (AOD 440 nm) para el 3 de agosto y de 0.3 (AOD 440 nm) para el 4 de agosto entre las 16 y las 19 h. En estos horarios se observa también un predominio del modo fino, evidenciado por los elevados valores de SDA. Este comportamiento es consistente con la presencia de aerosoles finos asociados a emisiones por quemas e incendios.

Asimismo, la persistencia de estos valores a lo largo del día sugiere un aporte continuo de material particulado, compatible con procesos de transporte regional desde el norte del área de estudio, en concordancia con las trayectorias analizadas anteriormente y considerando que, en la ciudad, el valor promedio de AOD típicamente ronda 0.1.

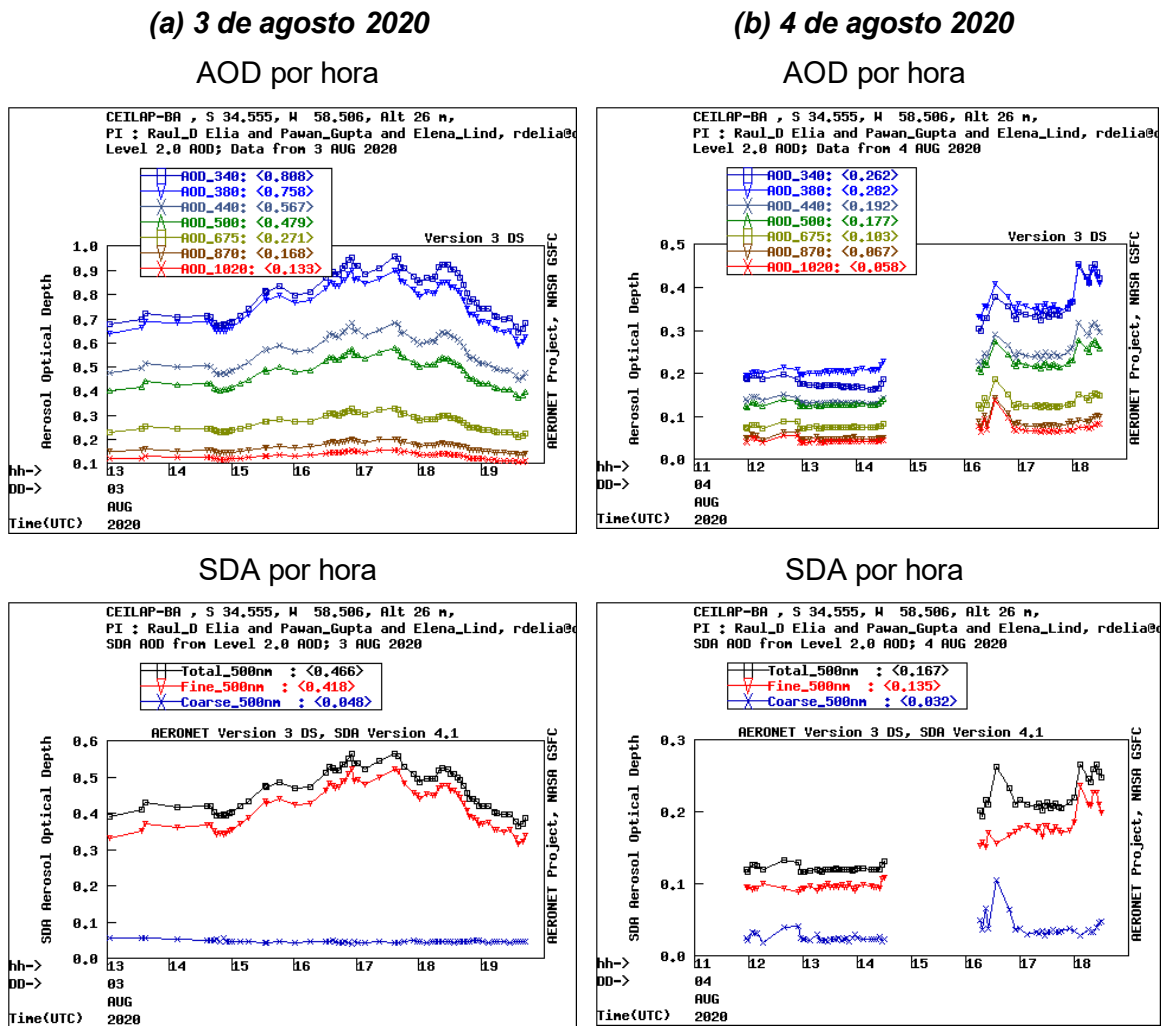
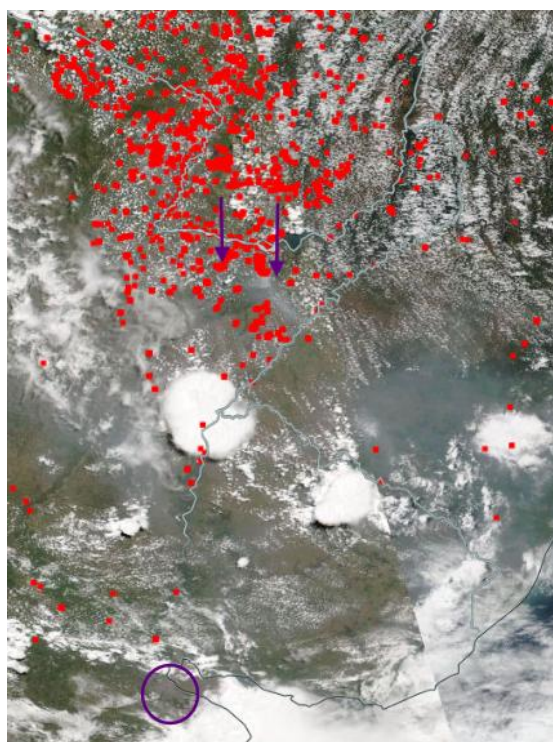


Figura 6.3 Observaciones horarias de AOD y SDA del instrumento AERONET en la ciudad de Buenos Aires para (a) el 3 de agosto de 2020 y (b) el 4 de agosto de 2020.

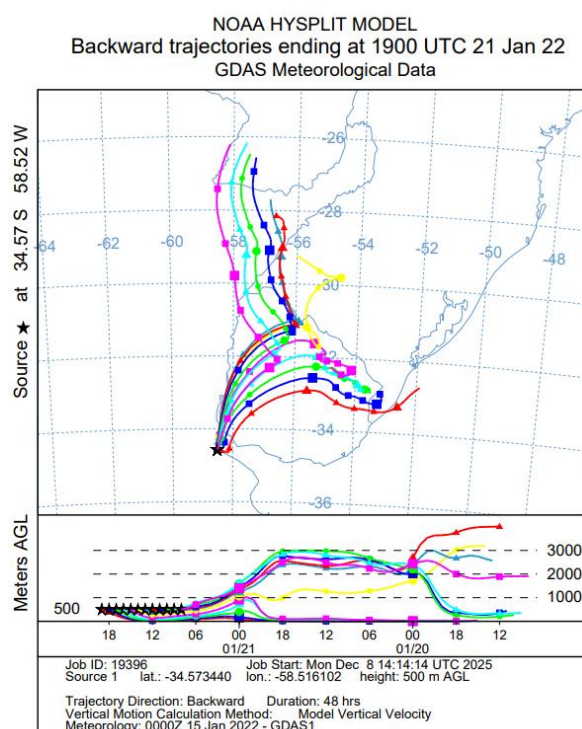
Otro caso de estudio que resulta de interés corresponde a los incendios ocurridos en la provincia de Corrientes, discutidos en esta tesis durante el período estival de 2022. La Figura 6.4 (a) presenta una imagen satelital en la cual se identifican los focos de incendio detectados durante el 20 de enero de 2022 en la provincia de Corrientes y regiones aledañas. En dicha imagen, se destaca en violeta la ubicación de la ciudad de Buenos Aires. Es de destacar a su vez, la presencia de humo en la región sur de Brazil y también sobre la provincia de Corrientes y Entre Rios.

En la Figura 6.4 (b) se muestran las retrotrayectorias calculadas mediante el modelo HYSPLIT, que indican las masas de aire que arribaron a Buenos Aires el 21/01/2022. Como puede observarse, estas retrotrayectorias evidencian un patrón de circulación atmosférica particular: atraviesan zonas de alta concentración de aerosoles sobre el sur de Brasil el 20/01 (ver imagen satelital), y posteriormente arriban a Buenos Aires el 21/01. Es decir, durante el 19/01 el humo se encontraba cerca de los focos de incendio, desplazándose hacia el sur de Brasil el 20/01 y llegando finalmente a Buenos Aires el 21/01.

**(a) Imagen satelital 20/01/2022**



**(b) Retrotrayectorias 21/01/2022**



**Figura 6.4 (a) Imagen satelital del sensor VIIRS a bordo del satélite Suomi-NPP con detección de focos de incendio (puntos rojos) y demarcación de la ciudad de Buenos Aires (círculo violeta) para el 20 de enero de 2022, y (b) retrotrayectorias de masas de aire calculadas mediante el modelo HYSPLIT para el 21 de enero de 2022.**

Por último, en la Figura 6.5 se presentan los valores de AOD, exponente de Ångström (AE) y SDA para el 21 de enero de 2022, fecha en la que AERONET registró datos. No se disponen de datos para los días previos o posteriores debido a la cobertura nubosa asociada a lluvias en la región de Buenos Aires.

Los valores de AOD registrados alcanzan aproximadamente 1.5 (AOD 440 nm) entre las 16 y 17 h del día analizado. En conjunto con un AE entre 1.55 y 1.95 durante el horario de las 16 a 18 h, estos resultados indican un predominio de aerosoles finos, típicos de humo. Además, en estos horarios se observa un predominio del modo fino, evidenciado por los elevados valores de SDA. Este comportamiento es consistente con la presencia de aerosoles finos asociados a emisiones por quemas e incendios.

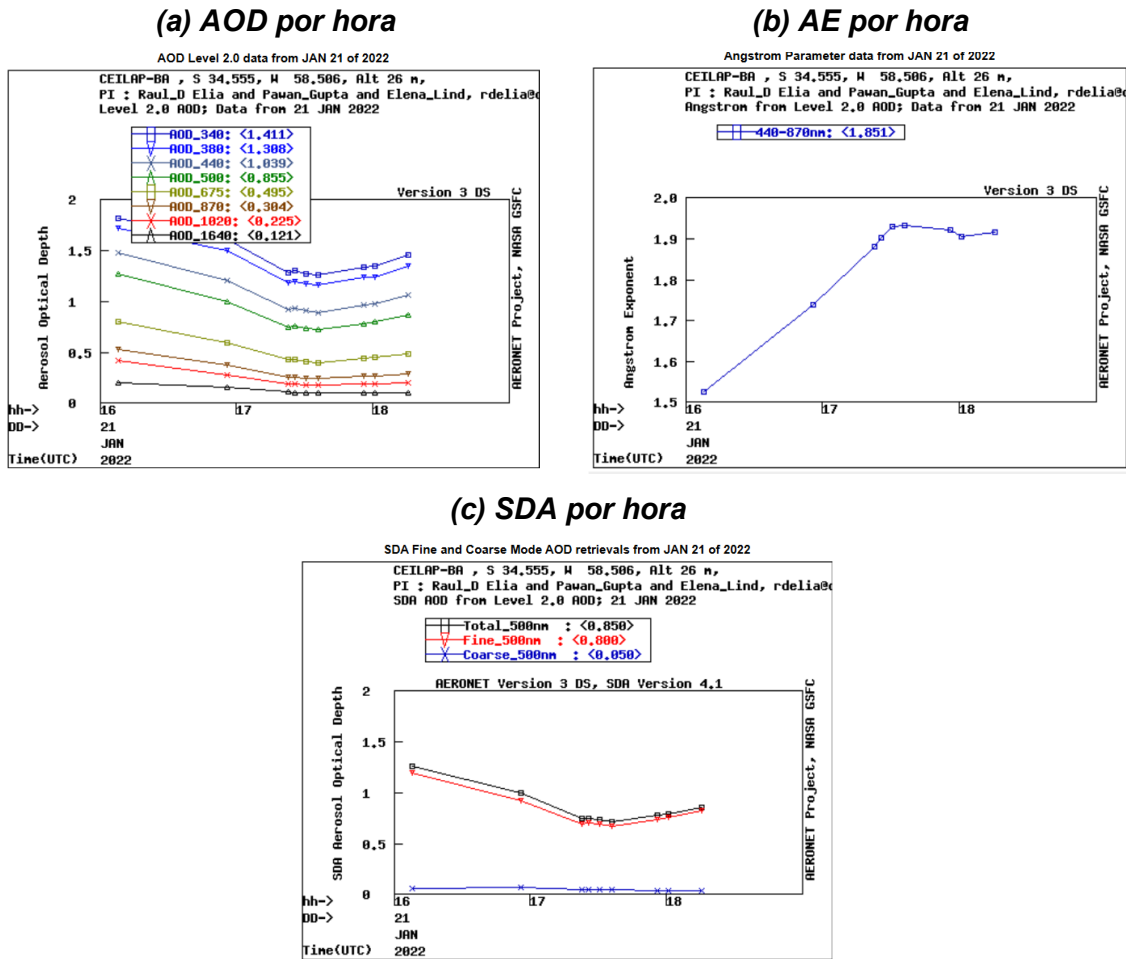


Figura 6.5 Observaciones horarias de (a) AOD, (b) AE y (c) SDA del instrumento AERONET en la ciudad de Buenos Aires para el 21 de enero de 2022.